

分 类 号 _____

密 级 _____

U D C _____

单 位 代 码 10151

基于非线性分析的海杂波处理与目标检测

许 小 可

指导教师

柳晓鸣

职称

教授

学位授予单位

大连海事大学

申请学位级别

博士

学科与专业

通信与信息系统

论文完成日期

2008 年 4 月

论文答辩日期

2008 年 6 月

答辩委员会主席

张淑芳

**Sea Clutter Processing and Target Detecting Based on
Nonlinear Analysis**

Dissertation Submitted to

Dalian Maritime University

In partial fulfillment of the requirements for the degree of

Doctor of Engineering

by

Xu Xiaoke

(Communication and Information Systems)

Dissertation Supervisor: Professor Liu Xiaoming

April 2008

日期: 年 月 日

创新点摘要

本文使用混沌和分形等非线性方法对海杂波时间序列进行分析，并研究了海杂波中的弱小目标检测问题，主要有如下创新点：

1 针对海杂波和弱小目标的统计模型没有显著差异，采用似然比检测准则很难检测出弱小目标的缺陷，提出使用非广延分布的三个拟合参数进行目标检测的新方法，改进和完善了非广延分布模型在海杂波建模和弱小目标检测领域的应用。

2 提出基于替代数据的弱小目标检测新方法。替代数据是检测时间序列是否具有非线性特性的常用方法，目前还没有使用替代数据进行海杂波中目标检测的相关报道，本文使用替代数据法不仅判断出海杂波数据具有弱非线性性质，还指出弱小目标会影响海杂波的非线性性质，使雷达回波趋向于线性。替代数据方法揭示了海杂波和目标的不同回波特性和，因此该方法具有较强的目标检测能力。

3 将 Cao 方法应用到海杂波相空间重构中，一方面弥补了伪临近点法相空间重构不准确的缺陷，有利于准确计算海杂波的混沌不变量。另一方面使用 Cao 方法定性分析了海杂波的随机性和确定性成分共存的性质，指出目前学者们争论海杂波是混沌信号还是随机信号的原因是海杂波本身就是由随机成分和确定成分共同组成的，单纯采用随机统计模型或混沌模型都很难准确逼近海杂波系统。

4 指出使用关联维数和最大 Lyapunov 指数判断时间序列是否具有混沌特性的局限性。关联维数和最大 Lyapunov 指数是混沌时间序列的不变量，是目前判断时间序列是否具有混沌特性的重要依据。但对于海杂波这种含有静态和动态噪声的复杂数据，通过仿真实验和实际数据分析，发现噪声严重影响了这两种不变量的计算，不宜作为判断海杂波是否具有混沌特性的依据。

5 提出基于空间分形特性差异的目标检测新方法。海杂波虽然具有分形特性，但不同时间和空间处的海面粗糙程度相差很大，因此仅使用一个分形维数做检测量不能完全区分目标和海杂波，会出现虚警或漏警现象。本文提出基于空间分形特性差异的目标检测方法，利用同一时刻较小海域范围内海杂波的粗糙程度是均匀的，相互之间分形特性差异较小，而弱小目标和海杂波之间具有较大的分形特征差异，实现海杂波中弱小目标的可靠检测。

摘 要

海杂波通常是指海洋表面的雷达后向散射回波，严重干扰了雷达对海面目标的检测性能，因此海杂波研究对于雷达系统设计、雷达信号处理和海面目标检测具有重要的意义。混沌和分形都是非线性科学的重要分支，它们在诸多领域获得了广泛应用。本文关注的是如何使用混沌、分形等非线性理论来处理海杂波和检测弱小目标这一前沿课题。在研究中注重将理论研究和实证研究相结合，一方面采用最新的非线性理论对海杂波进行分析和研究，另一方面结合 IPIX 雷达实测数据来检验海杂波处理和弱小目标检测方法的有效性。

本文分析了海杂波在统计模型建模后运用最大似然比检测准则下，很难检测出弱小目标的缺陷，改进了非广延分布模型在海杂波建模和弱小目标检测领域的应用。使用替代数据法分析了海杂波非线性性质，根据海杂波和弱小目标非线性性质差异，提出了基于替代数据的弱小目标检测方法。在确定海杂波具有非线性性质后，使用混沌和分形两种非线性方法对海杂波进行了研究。首先，使用 Cao 方法弥补了伪临近点法进行海杂波相空间重构不准确的缺陷，并使用该方法定性分析出海杂波是由随机成分和确定成分共同组成的。其次，通过仿真实验和实际数据分析，发现噪声严重影响了关联维数和最大 Lyapunov 指数的计算，指出使用这两种不变量判断时间序列是否具有混沌特性的局限性。最后，使用分形理论分析了海杂波的分形特性，提出基于空间分形特征差异的目标检测算法，提高了海杂波中弱小目标的检测性能。

本文使用非线性理论分析了海杂波性质，拓展了非线性理论的实际应用领域，深化了海杂波研究领域对海杂波性质和物理机制的理解。研究了关联维数和最大 Lyapunov 指数等混沌不变量在处理海杂波时间序列的局限性，为其他领域实际时间序列的非线性分析提供了借鉴。根据海杂波和弱小目标数据的非线性特征差异，改进了非广延模型的目标检测算法，提出了基于替代数据和空间分形特征差异的目标检测方法。这些非线性目标检测方法，能在不增加硬件成本的前提下，提高海杂波中弱小目标的检测能力，因此具有一定的理论价值和实际应用的指导意义。

关键词：海杂波；目标检测；混沌；分形；非线性分析

Abstract

Sea clutter refers to radar backscatter wave from sea surface, and it seriously interferes in detection performance of targets within sea clutter. So it is great significance to study sea clutter for radar system design, radar signal processing and targets detection within sea clutter. Chaos and Fractal are two branches of nonlinear science, which have comprehensive applications on a great many of research areas. It has been researched how to use the Chaos, Fractal and other nonlinear theories on sea clutter processing and small targets detection in this paper. Theoretical research and experiment research are combined in this dissertation. On the one hand, the latest nonlinear theories are used to analyze and process sea clutter. On the other hand, IPIX real-life data are used to verify the effectiveness of the theories and methods.

The limitation that small and weak targets within sea clutter are difficult to be detected by statistical model and likelihood ratio test is analyzed in this paper. The application of nonextensive distribution model for sea clutter modeling and small targets detecting is improved. Surrogate data method is used to analyze nonlinear character of sea clutter. According to nonlinear characters difference between sea clutter and small targets, small targets detecting method based on surrogate data method is proposed. After nonlinear characters of sea clutter are confirmed, sea clutter is researched by two nonlinear methods of Chaos and Fractal. Firstly, False Nearest Neighbors method is improved by Cao method, and accurate phase reconstruction parameters of sea clutter and targets data are obtained. It is analyzed that sea clutter is a composite of stochastic component and determinate component quantitatively by Cao method. Secondly, through the simulation experiment and real-life data analysis, it is found that the calculation of correlation dimension and largest lyapunov exponent is seriously influenced by noise. And the limitations of judging whether time series has chaotic character or not by the two chaotic invariants are pointed out. At last, fractal theory is used to analyze fractal characters of sea clutter. Targets detection method based on spatial fractal character difference is proposed, which improved the detection performance of small targets within sea clutter.

Nonlinear theories are used to analyze the characters of sea clutter, which widens the practical applications of nonlinear theories and deepens the understandings of

characters and physical mechanism of sea clutter. The limitations of correlation dimension and largest lyapunov exponent on processing sea clutter time series are researched, which can provide help for other real-life time series nonlinear analysis. According to nonlinear characters difference between sea clutter and small targets, targets detection method of nonextensive model is improved, targets detection methods based on surrogate data and spatial fractal character difference are proposed. All these nonlinear detection methods can improve detection performance of small targets within sea clutter, which no need to add any hardware facility. So this research has important theoretical value and referenced significance in real engineering application.

Key Words: Sea Clutter; Target Detection; Chaos; Fractal; Nonlinear Analysis

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 本课题的研究背景和意义	1
1.2 基于混沌理论的海杂波研究历史和现状	2
1.2.1 基于混沌理论的海杂波研究历史	2
1.2.2 基于混沌理论的海杂波研究现状和尚需解决的问题	4
1.3 基于分形理论的海杂波研究历史和现状	7
1.3.1 基于分形理论的海杂波研究历史	7
1.3.2 基于分形理论的海杂波研究现状和尚需解决的问题	8
1.4 本文的主要研究内容和研究成果	10
1.5 本文的总体结构和章节安排	12
第 2 章 海杂波的非广延分布模型与弱小目标检测	15
2.1 本文所用雷达实测海杂波数据说明	15
2.2 常用统计模型和似然比检测理论的局限性	17
2.2.1 海杂波常用统计模型和拟合结果	17
2.2.2 统计模型和似然比检测理论的局限性	21
2.3 非广延熵和幂率敏感性	22
2.4 海杂波的非广延分布模型和弱小目标检测	24
2.4.1 海杂波数据的非广延分布模型	25
2.4.2 基于非广延分布参数的目标检测方法	26
2.4.3 非广延分布参数 q 的分析	28
2.5 本章小结	28
第 3 章 基于替代数据的弱小目标检测新方法	29
3.1 引言	29
3.2 替代数据法检验海杂波的非线性性质	30
3.2.1 常用零假设	30
3.2.2 零假设数据的产生方法	31
3.2.3 检验统计量	33
3.2.4 统计检验方法	33
3.3 海杂波数据的非线性性质和基于替代数据的弱小目标检测方法	34
3.3.1 海杂波的弱非线性性质	34

3.3.2 基于替代数据的弱小目标检测新方法	36
3.4 替代数据方法和分形方法检测效果的比较	37
3.5 本章小结	40
第4章 海杂波的相空间重构与定性分析	41
4.1 引言	41
4.2 独立确定时间序列的延迟时间	43
4.2.1 自相关函数法	44
4.2.2 平均位移法	44
4.2.3 复自相关法	45
4.2.4 互信息法	46
4.3 独立确定时间序列的嵌入维数	47
4.3.1 几何不变量法	48
4.3.2 伪最邻近点法	48
4.3.3 伪最邻近点法的缺陷	49
4.3.4 Cao方法—伪最邻近点法的改进	52
4.4 同时确定嵌入维和延迟时间的时间窗方法	53
4.4.1 时间窗长度	53
4.4.2 C-C方法	53
4.4.3 海杂波的相空间重构参数	56
4.5 基于Cao方法定性分析海杂波性质	57
4.6 本章小结	60
第5章 海杂波的关联维数	61
5.1 引言	61
5.2 常用分形维数的定义和计算方法	62
5.3 海杂波的G-P关联维数	66
5.4 海杂波的高斯核关联维数	71
5.4.1 高斯核关联维数的计算	71
5.4.2 高斯核关联维数的应用和局限性	73
5.5 本章小结	75
第6章 海杂波的最大Lyapunov指数	77
6.1 Lyapunov指数的概念和意义	77
6.1.1 Lyapunov指数的基本概念	77
6.1.2 一维动力系统的Lyapunov指数	78

6.1.3 n 维动力系统的Lyapunov指数	79
6.2 Lyapunov指数谱的计算方法	79
6.3 计算最大Lyapunov指数的轨道跟踪法	80
6.3.1 Wolf法计算最大Lyapunov指数	81
6.3.2 Rosenstein小数据量法计算最大Lyapunov指数	83
6.3.3 Kantz法计算最大Lyapunov指数	84
6.4 海杂波和目标的小数据量最大Lyapunov指数	85
6.4.1 海杂波和目标的小数据量Lyapunov指数	85
6.4.2 使用最大Lyapunov指数和替代数据法检测海杂波的非线性特性	86
6.5 海杂波和目标数据的时间相关指数	87
6.5.1 时间相关指数和尺度相关Lyapunov指数的计算方法	87
6.5.2 基于时间相关指数的海杂波和目标混沌性质分析	89
6.6 本章小结	90
第7章 基于海杂波空间分形特性差异的目标检测新方法	91
7.1 引言	91
7.2 分数布朗运动模型及其性质	92
7.3 Hurst指数计算方法分析	94
7.3.1 波动分析法	95
7.3.2 消除趋势波动分析法	96
7.3.3 小波分析法	97
7.4 海杂波的分形特征和分形目标检测方法	98
7.4.1 海杂波的分形特征和时间分形尺度分析	98
7.4.2 分形门限检测方法的局限性	100
7.5 基于空间分形特性差异的目标检测新方法	101
7.6 本章小结	104
第8章 结束语	105
8.1 结论	105
8.2 本文研究工作有待进一步解决的问题	106
参 考 文 献	107
攻读学位期间公开发表论文	117
致 谢	119
研究生履历	120

第1章 绪论

1.1 本课题的研究背景和意义

海杂波通常是指海洋表面的雷达后向散射回波，是航海雷达和船舶交管雷达的主要杂波源。海杂波的存在严重干扰了雷达对海面目标的检测性能，因此海杂波的研究对于雷达系统设计、雷达信号处理和海面目标检测都具有非常重要的意义。海杂波抑制技术是当前海面目标检测领域研究的重点和难点，它具有很高的军事和民用价值。海杂波抑制技术包括海杂波建模和强海杂波背景下的海面目标检测技术，当然海杂波建模的最终目的也是为了提高检测性能。研究海杂波的非线性特征，能在不增加硬件成本的前提下，提高海杂波中弱小目标的检测能力，在海洋监视、军事侦察和浮冰检测等领域中有着广泛需求。本文的主要研究内容为使用非线性理论来分析海杂波性质，通过分析海杂波和弱小目标非线性特性来提高海面弱小目标的检测性能。

海杂波中的目标检测，传统上主要是建立随机统计模型，运用最大似然比检测准则的统计检测原理进行的。即首先假设海杂波是一种平稳的随机过程，用适当的统计分布模型^[1]，如Log-Normal分布^[2]、Weibull分布^[3]和K分布^[4]等对海杂波建模，然后通过最大似然比检测准则计算出一定虚警概率下的目标检测概率，从而实现雷达目标的自动检测^[5,6]。但在多变的海杂波环境下，基于统计理论的经典检测方法往往需要较高的信杂比才能检测到目标，很难在较小的虚警概率情况下准确检测到弱小目标。并且海杂波往往随着时间和空间的不同而发生变化，具有很强的非平稳特性，海杂波的时变特性使得单一的统计分布模型往往不能充分描述出海杂波的物理特性。当需要检测海面浮标、潜望镜和浮冰等弱小目标时，海杂波的尖峰现象易造成严重虚警，基于统计理论的经典检测方法很难处理这种情况^[7]。

为了有效检测海杂波中的弱小目标，人们不断寻找新的检测理论和检测手段，最近二十年的重要进展就是将其他领域广泛应用的非线性方法引入到海杂波研究

中。混沌、分形和孤波是当今非线性科学的主要内容，其中混沌^[8,9]和分形^[10]这两种非线性方法逐渐被应用到雷达目标检测领域中，并取得了丰富的研究成果。

如何在强海杂波环境中抑制海杂波，发现弱小目标是对海雷达的重要任务。本课题研究虽然主要涉及海杂波的非线性特性，以及海杂波时间序列中目标检测的理论层面，但这些理论的发展无疑会促进实际目标检测技术水平的进步。利用分形模型对各种海杂波时间序列和图像建模、去噪和舰船检测，在海洋监视、军事侦察中有着重大的价值和广泛的需求，另外该项技术也可用于溢油和浮冰检测等领域。我国的海面目标检测研究起步较晚，与先进国家如美国、加拿大相比，还有较大的差距，尽快将该领域的有关理论及研究成果应用到工程中去，对增强我国国防实力和航海管理能力，都将具有重大的现实意义。

1.2 基于混沌理论的海杂波研究历史和现状

1.2.1 基于混沌理论的海杂波研究历史

混沌信号的重要性质是对初始值的敏感性，初始条件的极小差别都会引起混沌系统的输出值具有很大差异。Leung和Haykin等首先将混沌理论引入到海杂波研究领域来源于一种直觉：海面雷达回波对初始条件的敏感性使他们猜想海杂波可能具有混沌特性。虽然理论上给定海洋表面准确的几何特性以及雷达波入射余角时，可以准确确定雷达后向散射波的轨迹，然而对于一个固定的几何表面，入射余角的微小变化会引起后向散射过程的极大变化^[11]，这和混沌系统的初始值敏感性是相似的。因此从上世纪90年代起，学者们就开始尝试用混沌理论对海杂波时间序列进行建模，Haykin等首先分析了加拿大McMaster大学X波段IPIX高精度雷达数据的混沌性质，通过计算关联维数、Kolmogorov熵和Lyapunov指数等混沌不变量发现海杂波更接近于混沌信号^[12-14]。虽然混沌系统具有初始值敏感性，不同的初始值对应不同的时间序列，但是对于固定参数的混沌系统，上面介绍的几种参量是不变的，因此被称为不变量。Haykin等人开创性的工作不仅提高了目标检测性能，更吸引了一大批国内和国外研究学者步入这一研究领域。

国外学者McDonald等研究了机载雷达海杂波数据的非线性特性^[15,16]，国内学者哈尔滨工业大学董华春和武汉大学的田建生等人分别研究了高频雷达海杂波的混沌特性^[17-19]，国防科技大学的姜斌等研究了S波段雷达海杂波数据的混沌特性^[20,21]。在以上研究中均使用了实测的雷达数据，虽然他们使用的雷达体制和参数不同，但都发现海杂波数据具有混沌特性，只是在不同雷达体制下的海杂波表现出不同的非线性系统特性，计算出的关联维数、Lyapunov指数等不变量有一些差异，因此大部分研究学者初步认为海杂波具有混沌性质。

在认为海杂波具有混沌特性的基础上，很多学者开始尝试使用非线性方法对海杂波建模并使用预测方法进行目标检测。根据Haykin等人的观点，基于海杂波形成的物理机制具有初始值敏感性，建立的混沌海杂波模型更接近于海杂波的实际原型。从相空间重构理论出发，以神经网络为工具，就可以构造出神经网络预测器来重构海杂波的内在动力学。其中应用最广泛的方法是使用混沌模型为海杂波建模，采用神经网络预测方法进行目标检测，利用海杂波信号为混沌信号这一先验知识，海杂波中的弱小目标为叠加在海杂波背景上的瞬态信号。因此根据接收到的海杂波信号重构出混沌背景信号的相空间，那么就可得到海杂波的混沌预测模型，从接收信号中减去预测到的混沌信号，就可以将淹没在混沌背景信号中的瞬态信号（弱小目标）检测出来。国外^[22-27]和国内^[28-34]的研究学者在这方面做了很多工作，也获得了比统计检测方法更好的检测效果。

但随着海杂波混沌模型这方面研究的不断深入，使用混沌模型为海杂波建模面临的问题和难点也不断增多，Haykin等人的工作也开始受到其他学者质疑^[35-46]。如Cowper^[35-38]和McDonald^[39]等通过对其他实测数据使用不同线性预测方法、神经网络预测方法和Volterra自适应预测方法比较后指出：在实际雷达目标检测性能方面，非线性方法并没有取得象Haykin所称的显著效果，线性方法检测效果有时甚至比非线性方法更好。实际上主要是噪声的影响，使得非线性方法在海杂波时间序列预测中的表现不是那么出色。另外神经网络等非线性方法的预测能力和弱小目标检测能力高于线性检测方法仅仅是海杂波具有混沌特性的必要非充分条件。

神经网络等检测方法即使有较好的检测能力，只能说明海杂波具有非线性相关特性，并不能说明海杂波具有混沌特性。

Gao Jianbo等人使用更加严格的混沌判定条件重新考察了加拿大IPIX雷达海杂波数据，发现海杂波不具有混沌信号特有的幂率敏感特性^[40]，但具有边界混沌信号的幂率敏感特性^[41,42]，另外IPIX雷达海杂波信号也具有分形特性和多重分形特性^[43-46]。另外国内学者赵汉青和文必洋对高频雷达海杂波的混沌特性也提出不同见解，通过替代数据方法发现海杂波信号具有非线性特性，但进一步的研究发现并没有充分证据说明高频雷达海杂波信号具有混沌特性^[47]。基于使用混沌模型研究海杂波的困难，尤其是海杂波中存在的各种静态和动态噪声对确定海杂波时间序列性质造成的影响，在2002年，Haykin改变了以往认为海杂波是确定性混沌信号的观点，撰文指出：海杂波是否具有混沌特性，由于噪声影响目前还不能得到确切答案，不再对以前计算的海杂波混沌不变量进行进一步分析，而是认为他们早先提出的AR模型更适合模拟海杂波信号的变化特性^[48]。

1.2.2 基于混沌理论的海杂波研究现状和尚需解决的问题

在对海杂波非线性特性二十多年的研究过程中，虽然对于海杂波和混沌模型的认识也在不断深化，但由于海杂波信号的复杂性，目前对海杂波仍没有一个明确的结论。海杂波是否可以看成一个混沌系统，目前还有很多争议，因此无论是定性的搞清海杂波是否具有混沌特征，还是能够给出海杂波趋近于混沌特性的一种定量指标，都关系到能否使用混沌模型为海杂波建模，这将指明今后海杂波研究的方向，对于海杂波中目标检测技术的发展具有重要意义。本文将重点研究在各种噪声背景下，关联维数和最大Lyapunov指数能否作为判断海杂波时间序列具有混沌特性的统计量。

海杂波是海洋表面的雷达回波，它受到很多因素影响，如温度、风力和风向等。假定海杂波在 i 时刻的状态为 $\mathbf{Y}(i)$ ，同时受 m 个主要因素影响，这些因素在 i 时刻的状态为 $\mathbf{X}_m(i)$ 。由于目前没搞清楚究竟有多少个因素会影响海杂波雷达反射特性，而且建模时也不能包含太多的系统参数，不能将所有影响海杂波的因素都包

含到 $\mathbf{X}_m(i)$ 中。因此海杂波不会仅受 m 个因素影响，还可能受其他 n 个因素影响，假设这 n 个因素在 i 时刻的状态为 $\mathbf{V}_n(i)$ ，则 $\mathbf{V}_n(i)$ 被我们称为海杂波动力系统的动态（或动力学）噪声。这些动态噪声一方面随时间变化，另一方面他们参与海杂波动态系统的演化。则在 $i+1$ 时刻海杂波的状态可表示为

$$\mathbf{Y}(i+1) = f(\mathbf{Y}(i), \mathbf{X}_m(i), \mathbf{V}_n(i)) \quad (1.1)$$

其中 $f(\bullet)$ 表示 m 个内在因素 $\mathbf{X}_m(i)$ 以及 n 个外在因素 $\mathbf{V}_n(i)$ 对 $\mathbf{Y}(i)$ 复杂的作用关系，另外在采集海杂波过程中难免引入静态（观测）噪声，设为 $w(i+1)$ ，因此实测的海杂波数据可表示为如下形式

$$\mathbf{Z}(i+1) = \phi(\mathbf{Y}(i+1), w(i+1)) \quad (1.2)$$

其中， $\phi(\bullet)$ 表示了 $\mathbf{Y}(i+1)$ 和 $w(i+1)$ 之间可能的某种线性和（或）非线性关系， $w(i+1)$ 被称为静态（观测）噪声，是因为他们只在每个进行数据采集的时刻或对系统进行观察时才存在，不参与海杂波系统的演化。

由以上分析可知，海杂波是一个非常复杂的动态系统，并且常见的影响海杂波因素如风向、浪高、洋流和温度等都具有很强的时变特性，这就更增加了分析海杂波动态行为的难度。目前的研究虽然已知风向、浪高、洋流和温度等因数会影响海杂波的发射特性，但实际中如何相互作用影响海杂波的机制并不很清楚。因此传统统计方法仅研究海杂波的统计特性，使用中心极限定理将海杂波看成是多个小反射源的合成，并不考虑影响海杂波各种因素的实际作用。随机统计模型的自由度是无穷大的，所以一般仅将海杂波考虑为海杂波信号加噪声形式。但如果使用式(1.1)和(1.2)形式的动力学模型来表示海杂波，考虑各种因素对海杂波的实际影响，研究海杂波系统在主要因素 $\mathbf{X}_m(i)$ 影响下的动态演化情况，则海杂波的自由度不为无穷大，其模型的自由度仅为 m ，此时采集的实际海杂波中包含有 n 个动态学噪声因素 $\mathbf{V}_n(i)$ 和静态噪声 $w(i+1)$ ，本文中提到的海杂波动态噪声和静态噪声如不特别说明，均是指这种情况。

不能确定海杂波是否具有混沌特性主要有以下两方面原因：一方面是找不到准确的非线性动态模型来描述海杂波的动态演化，无法从理论分析的角度研究海

杂波动态系统特性，更不能判断出各种条件对系统的影响。另一方面是对于存在动态噪声 $\mathbf{V}_n(i)$ 和静态噪声 $w(i+1)$ 的实际时间序列，目前还没有一个可靠的、大家公认的方法能判断出该时间序列是否具有混沌特性^[49-51]。静态噪声和动态噪声的影响不仅对于海杂波数据，而且对于各种实际时间序列都是一个很难解决的问题，是混沌时间序列分析领域的关键问题，这个问题具有广泛的普遍性，需要进一步进行理论研究和试验分析，相关的研究成果也具有广泛的适用性，因此本文对海杂波时间序列的研究对于其他实际信号的研究也具有借鉴意义。

由于噪声影响，直接提取的混沌特征参量关联维数和Lyapunov指数等并不稳定，混沌的起源是动力学模型中的非线性，而线性数据的自相关也会导致关联维数、Lyapunov指数等参量的错误估计^[48,52]，因此检测时间序列是否具有混沌特性前，应使用替代数据方法来检测时间序列是否具有非线性性质^[53]。替代数据法的实质是一种统计假设检验方法，它包含四个方面的内容：零假设、替代数据生成算法、检验统计量和统计检验方法。基本思想是：首先指定某种线性随机过程为零假设，并根据该假设产生一组替代数据，然后分别计算原始数据和替代数据集的某一检验统计量，最后根据原序列和替代数据的统计量差异在一定置信度内决定接受或拒绝零假设^[54]。本文将使用替代数据分析海杂波的非线性，在确定海杂波具有非线性特性后，才能使用混沌不变量对海杂波进行进一步分析。使用替代数据法不仅可以检测出海杂波的非线性特性，使用该方法区分出纯海杂波信号和含有弱小目标信号之间的性质差异也是本文的研究内容。

海杂波具有非线性，并不代表海杂波就一定具有混沌特性，而仅仅表示海杂波是一个非线性动力学过程。相对于统计模型，混沌模型可以使用较少的自由度来描述海杂波特征，这一点对于海杂波建模和目标检测有很大帮助，但目前海杂波是否为混沌模型仍然没有定论，本文中将对海杂波时间序列是否具有混沌特性做进一步分析。关联维数和最大Lyapunov指数是混沌时间序列的不变量，是目前判断时间序列是否具有混沌特性的重要依据。但对于海杂波这种含有静态和动态噪声的复杂数据，关联维数和最大Lyapunov指数能否作为判断时间序列是否具有混沌特性的依据，还需要进一步进行理论研究和试验分析。相关研究成果也可

以广泛应用到其他时间序列的分析中，因此本文将详细分析关联维数和最大 Lyapunov 指数在时间序列存在各种噪声时的适用性。

1.3 基于分形理论的海杂波研究历史和现状

1.3.1 基于分形理论的海杂波研究历史

在以往的生产实践和科学研究中，人们用来描述客观世界的几何学是欧几里德几何学，以及解析几何、射影几何、微分几何等。它们能有效地对人为设计的各种规则形体进行具体描述，是千百年来生产实践的重要工具和科学研究手段。但随着人类社会的不断发展，人们发现使用传统几何学并不能包罗万象的描述大自然中所有的现象，如海岸线、山形、河川、岩石、裂谷、树木、云团、闪电等等。这些对象非常不规则，要么是不能用传统的欧几里德几何学来进行描述，要么是使用传统几何学描述起来很复杂。因此在上世纪 70 年代，数学家 Mandelbrot 为了表征复杂图形和复杂过程，首先将分形(fractal)这一概念引入到自然科学研究领域，分形的原意是不规则的、支离破碎的。

从上世纪 90 年代初，国外研究学者就开始使用分形理论对海杂波时间序列和二维图像进行非线性分析和建模^[10,55,56]。分形理论在海杂波研究中的广泛应用有其内在原因，海面起伏对应不同的表面粗糙程度，这很容易和分形的概念联系起来。各种研究也表明海杂波具有很强的分形特性，用分形特征可以较好的描述海杂波特征。研究发现，雷达回波中的目标信号与杂波具有不同的分形特征，虽然目前引起这种特征变化的物理机制还没有被很好地揭示出来。

国外学者 Jaggard 等使用带限分形表面和 Kirchhoff 近似分析了粗糙面散射，研究了散射系数方向图^[55]。Lin 等分析了在两维情况下带限 Weierstrass 函数的电磁散射量与分形参数之间的关系^[56]。Leung 等应用分形理论中的计盒维方法分析了实测海杂波数据，发现雷达回波信号的分形维数可以用来检测不同类型的海面目标^[10]。Berizzi 等使用分形理论建立了一个可改变海态、雷达参数和几何参数的海杂波分形模型，并分析了该模型的有效性^[57,58]。

海杂波的几何结构具有不同层次，层次之间具有一定的相似性，与其相关的一个重要概念就是由 Mandelbrot 提出的分形理论。分形特征也可用于合成孔径雷达(SAR)图像中海面船舶的检测，合成孔径雷达图像中由于独特的闪斑效应，很多常用的图像处理方法会失效，而采用分形理论取得了较好的检测效果。合成孔径雷达图像中目标包括三种：第一是点目标，如合成孔径雷达海面图像中的舰船等；第二是线目标，如船舶在海面上航行的轨迹等；最后是面目标，如海面溢油污染等。三类目标在实际中对应不同的检测方法，其中点目标和面目标很适合使用分形理论进行检测。

国内相关研究虽然起步较晚，但在近年来成为一个研究热点，很多高校和研究机构都开展了这方面的研究。西安电子科技大学的杜干等人分析了仿真海杂波和目标数据的多重分形特征^[59,60]，并将该特征应用于目标检测领域，取得了比使用分形维统计量检测方法更好的检测效果。另外杜干等也将高阶分形特征（缝隙值）应用到海杂波背景下的目标检测中^[61]，该方法是对分形维特征的一种补充^[62]。南京电子技术研究所的王永诚以及武汉大学的文必洋等采用计盒维方法来检测海杂波的分形特性，其中文必洋等考虑了海杂波的时变特性，因此取得了更好的检测性能^[63,64]。中国电波传播研究所的王红光等分析IPIX雷达实测数据后提出海杂波满足分数布朗运动模型，运用基于分数布朗运动模型的分维数提取方法对海杂波加目标数据进行处理，与变换法提取分维数处理以及相干处理方法相比，基于该方法对目标具有更好的检测效果^[65]。

1.3.2 基于分形理论的海杂波研究现状和尚需解决的问题

从分形几何学的概念来看，具有自相似特性的海面是一种分形表面，当雷达波束入射到这样的表面时，海杂波的后向散射信号也应该具有分形特征。海杂波的分形分析方法从一个侧面反映了海杂波的本质特征，至少反映了传统分析方法没有考虑到的一些特征。在使用分形理论进行目标检测时，分形维是被广泛使用的分形特征。近年来分形维以外的其他分形特征，如多重分形特征^[43,44,59,60,66-68]、扩展分形特征^[69,70]和缝隙值^[61,62,71,72]等也被用来进行目标检测，它们是对分形维特征的一种补充和完善，有助于更好的提取目标特征。另外基于时间序列分析技术

的消除趋势波动分析(DFA)^[73,74]和多分形消除趋势波动分析(MF-DFA)^[75]也是两种非常有效的描述时间序列分形特征的方法,最近已经用来进行海杂波时间序列的分析^[45,46],这两种方法有效消除了时间序列本身的趋势对计算该时间序列分形特征的影响。而二维消除趋势波动分析和多分形消除趋势波动分析也被用来分析合成孔径雷达(SAR)图像,是提取雷达图像中 useful 特征的新方法^[76,77]。这些与海杂波分形特征有关的研究工作都取得了较好的检测效果,分形技术在海杂波以及相关领域的应用也在进一步发展和完善。海杂波具有分形特征已被学者们接受,虽然引起雷达回波分形特征变化的物理机制还不是很清楚,但以上研究说明目标信号与海杂波的分形特性往往不同,各种分形特征可用来进行目标检测,这是本文采用分形方法研究海杂波的基础。

目前使用分形理论对海杂波时间序列进行研究的过程中有两个问题没有引起足够重视:一是海杂波的分形维并不是一成不变的,大风大浪和风平浪静时的海面粗糙程度显然不同,因此海杂波的分形维数随着海况、风向等外部条件在一定范围内波动,单纯使用分形维特征有时并不能准确区分出目标和海杂波^[64]。这时候使用分形误差检测方法检测目标,由于分形布朗运动模型只能针对各向同性图像和平稳(或平稳增量)信号,并且基于分形误差的门限选取困难,因此检测效果往往不令人满意。另一个是实际的海杂波数据并不能像理论分形模型那样完全满足分形规律,海杂波和目标数据都不是理论模型产生的理想分形数据,它们的分形现象只在一定时间尺度内和近似条件下成立,选择合适的时间尺度和使用恰当的拟合方法是实际时间序列具有分形特性的前提条件^[45,46]。

本文将分析分形理论对海杂波时间序列进行研究过程中未引起重视的方面,考虑海杂波的分形特性随时间、空间变化和实际数据仅在一定条件下满足分形特性这两个重要因素,着重研究如何充分描述目标和海杂波之间的分形特征差异,通过这一差异检测出强海杂波中的弱小目标。本文使用分形方法对海杂波做进一步研究,有助于深入理解海杂波的分形特征,有利于更好描述海杂波的非线性特性,提高海杂波中弱小目标的检测能力。

1.4 本文的主要研究内容和研究成果

本文的主要研究内容和研究成果体现在以下六个方面。

(1) 海杂波的非广延分布模型和基于非广延分布模型拟合参数的弱小目标检测方法

传统上对海杂波和目标数据采用统计模型建模，使用最大似然比准则进行目标检测，这种经典检测算法适合在较高信噪比情况下进行实时目标检测，而本文主要研究强海杂波背景下的弱小目标检测问题。经IPIX雷达实测数据检验，尽管K分布等统计模型和实际数据的拟合误差很小，但海杂波和弱小目标数据的拟合参数没有显著差异，使用似然比准则进行弱小目标检测有一定困难。最近有学者提出海杂波的非广延分布模型^[42]，由于该分布模型与边界混沌^[41,78,79]、分形等非线性理论有联系，因此本文研究了如何使用非广延分布模型来分析海杂波的幅度差数据，并进行弱小目标检测。本文提出使用该分布的三个拟合参数（ Z_q 、 q 和 β ）进行目标检测，改进和完善了原来非广延分布模型中只能使用一个参数 β 进行弱小目标检测。另外通过对海杂波非广延参数 q 的分析，发现海杂波具有介于混沌和随机之间的幂率敏感性。

(2) 基于替代数据的海杂波非线性性质判别和目标检测方法

时间序列具有非线性特性是其具有混沌特性的前提条件，因此检验海杂波非线性对于判断海杂波是否具有混沌特性，能否使用非线性模型对海杂波建模具有重要意义。在判断海杂波是否具有混沌特性之前，一方面要检验数据是否具有非线性，另一方面也要研究弱小目标是否会影响海杂波雷达回波的原有性质。替代数据法是检测数据是否具有非线性特性的方法，本文通过替代数据法不仅判断出海杂波数据中的非线性性质，还指出海面弱小目标会影响海杂波，使雷达回波性质趋向于线性，由此提出一种基于替代数据的弱小目标检测方法。经IPIX雷达实测数据验证，基于替代数据的目标检测效果优于广泛使用的分形目标检测方法，相同情况下检测能力提高，和基于空间分形特征差异的目标检测方法效果相近，但替代数据方法无需海杂波区域的先验信息。

(3) 海杂波相空间重构技术研究和海杂波性质的定性分析

相空间重构是对海杂波进行混沌特性分析的重要步骤，不合适的相空间重构方法将会影响混沌不变量的计算，造成海杂波性质的错误判别^[80]。本文讨论了多种相空间重构方法的优缺点，将Cao方法应用到海杂波相空间重构中，弥补了使用伪临近点法进行相空间重构的缺陷，比较准确地求得海杂波的嵌入参数。并通过Cao方法定性分析了海杂波性质，指出目前学者们争论海杂波是混沌信号还是随机信号的原因是海杂波本身就是由随机成分和确定成分共同组成的，单纯采用随机统计模型或混沌模型都很难准确逼近海杂波系统，使用混合建模方法才更能准确逼近海杂波过程。

(4) 海杂波的关联维数和噪声情况下关联维数判断时间序列性质的局限性

关联维数是混沌时间序列在相空间中的几何不变量，描述的是混沌系统的分形特征^[81]，本文指出使用关联维数算法判别含噪时间序列性质方面存在的局限性。通过仿真数据和实测数据计算了G-P和高斯核关联维数，分析了动态噪声和静态噪声对关联维数的影响。噪声严重影响了关联维数的计算，使用G-P关联维很难确认海杂波是否具有混沌特性，高斯核关联维计算方法虽然具有一定的抗噪声性能，但对于海杂波这种含有静态噪声和动态噪声的复杂信号，也不宜作为海杂波是否具有混沌特征的统计参量来考虑。

(5) 海杂波的最大Lyapunov指数和噪声情况下最大Lyapunov指数判断时间序列性质的局限性

Lyapunov指数是混沌时间序列的动力学不变量，描述的是混沌系统的初始值敏感性^[82-84]。本文通过计算海杂波和弱小目标最大Lyapunov指数曲线和时间分离指数^[85]来考察海杂波是否具有混沌性质，研究了在动态噪声和静态噪声情况下使用最大Lyapunov指数鉴别时间序列性质的局限性，并使用Lyapunov指数做统计量采用替代数据方法进一步验证了海杂波的非线性性质。发现使用小数据量法计算得到海杂波和目标数据的Lyapunov指数曲线来判断海杂波是否具有混沌特性比较困难，并使用时间分离指数对海杂波是否具有混沌特性做了进一步分析。海杂波

信号形式复杂，目前常用的最大Lyapunov指数算法不适合判断含有静态和动态噪声的海杂波信号是否具有混沌特性。

(6) 基于海杂波空间分形特性差异的目标检测方法。

海杂波具有分形特征目前已被学者们接受，本文将研究如果将海杂波和目标数据作为时间序列来考虑，它们的分形特征有何特点，重点探讨如何充分刻画目标和海杂波之间的分形特征差异，并使用这种差异来进行目标检测。从时间序列（或一维信号）的角度分析了海杂波的分形特性，指出海杂波虽然具有分形特性，但不同时间不同空间处的海面分形维相差很大，因此使用一个固定分形维数作为检测门限的目标方法不能适应海面多变的情况。为了增强分形检测算法的适用性，利用同一时刻较小海域范围内海杂波的粗糙程度是均匀的，相互之间差异较小，弱小目标的雷达回波和海杂波具有较大的特征差异，提取出海杂波和目标数据在同一时刻的分形特征差异，改进了弱小目标的检测性能。

1.5 本文的总体结构和章节安排

本文主要是将目前蓬勃发展的非线性理论应用于海杂波分析中，并建立基于非线性技术的弱小目标检测新方法。本文研究的总体结构如图1.1所示，首先分析了海杂波的非广延分布模型，然后通过替代数据法证明海杂波具有非线性性质，接着从相空间重构技术、关联维数和最大Lyapunov指数三个方面对海杂波的混沌特性进行分析，最后分析了海杂波的分形特征。在研究中注重将理论研究和实证研究相结合，一方面采用了最新的非线性技术对海杂波进行理论分析和探讨，另一方面也结合IPIX雷达实测数据来检验所提理论和检测方法的有效性。

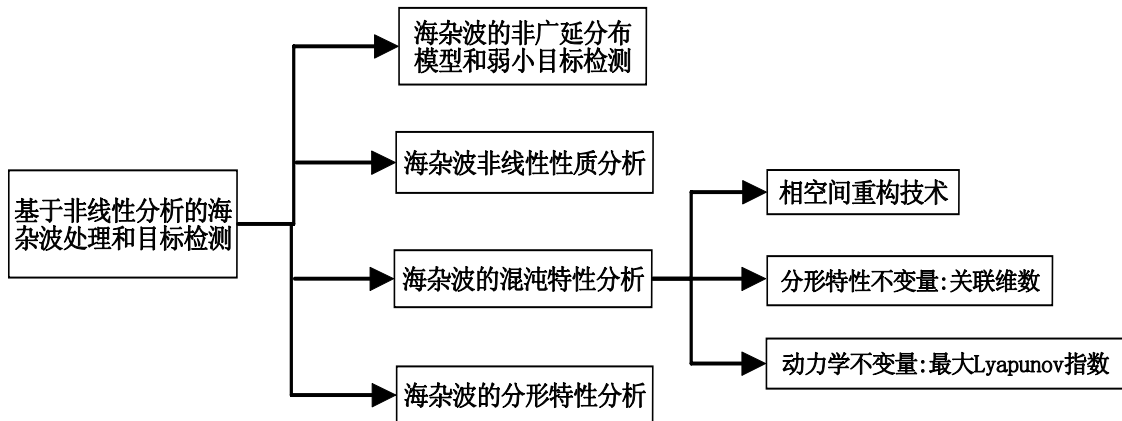


图1.1 本文的总体结构

Fig. 1.1 Integral outline of present research

本文的章节安排如下：

本章是论文的绪论部分，作为论文的开始部分，分析了使用非线性技术进行海杂波处理和目标检测的研究现状与意义，以及本文的主要研究内容、研究成果及论文结构安排。

第 2 章中分析了海杂波的非广延分布模型和基于该模型的目标检测算法，并对本文使用的 IPIX 雷达实测数据进行了说明。首先介绍了加拿大 McMaster 大学 IPIX 雷达数据相关信息；然后使用多种统计模型对实测数据建模，说明使用统计模型虽然可以很好拟合实测海杂波数据，但无法进行弱小目标的检测；最后使用 Tsallis 提出的非广延分布模型为海杂波数据差进行建模，并使用该模型拟合参数做目标检测。

第 3 章中提出了基于替代数据的弱小目标检测新方法。本章中使用替代数据法检测海杂波是否具有非线性性质，发现海杂波具有稳定的弱非线性性质，海面弱小目标会显著影响这种非线性，使目标区域回波趋向于线性，由此建立一种检测海杂波中弱小目标的新方法。

第 4 章中研究了海杂波的相空间重构技术，并对海杂波性质进行了定性分析。首先分析了伪临近点法的缺陷，使用 Cao 方法和互信息法比较准确地求得了海杂

波的嵌入参数；通过 Cao 方法对海杂波进行定性分析，将海杂波与随机噪声区分开，得出海杂波由确定性和随机性成分共同构成的结论。

第 5 章中分析了海杂波的分形特征不变量：关联维数。本章计算了纯噪声、纯混沌、含有噪声的混沌数据和海杂波的 GP 关联维数；为了克服噪声对信号的影响，本文还计算了高斯核的关联维数；最后指出了关联维数的局限性。

第 6 章中分析了海杂波的混沌特征不变量：Lyapunov 指数。本章首先指出了最大 Lyapunov 在分析混沌系统中的重要性；分析了最大 Lyapunov 的常用计算方法；通过小数据量法和时间分离指数发现目标和海杂波的最大 Lyapunov 指数确实不同，并使用替代数据法和 Lyapunov 指数说明海杂波具有非线性特性，最后指出使用最大 Lyapunov 指数进行海杂波分析的缺陷。

第 7 章中提出了基于空间分形特征差异的目标检测方法。从时间序列角度研究海杂波时(或者说仅从一维信号的角度出发)，发现海杂波具有分形特征，目标存在会破坏这种分形特征，因此可以使用这一点进行目标检测。但海面状态是不稳定的，海面的粗糙程度和风向、洋流、海浪等各种气象条件有关，因此使用一个固定参数作为检测门限的目标检测效果不能适应海面多变的情况，为了增强分形检测算法的适用性，本文基于空间分形特征差异做了改进。

第 8 章是结束语，是整个论文的最后部分。总结了本文的主要工作和研究成果，指出了本文研究的主要结论、缺陷和不足，展望了需要进一步研究和解决的问题。

第2章 海杂波的非广延分布模型与弱小目标检测

首先对本文研究使用的雷达信号来源—加拿大 McMaster 大学 IPIX 雷达数据进行了说明。接着使用多种统计模型对实测数据建模，分析证明了统计模型虽然可以很好拟合实测海杂波和弱小目标数据，但使用这些模型很难基于似然比检测准则进行弱小目标的检测。然后用 Tsallis 提出的非广延分布模型为海杂波数据差建模，并将该模型的三个拟合参数用于目标检测，取得了较好的检测效果。最后使用非广延参数 q 分析了海杂波介于混沌和随机之间的幂率敏感特性。

2.1 本文所用雷达实测海杂波数据说明

海杂波是一种非常复杂的动力学现象，虽然目前海杂波仿真方法很多，但仿真数据往往不能模拟其全部特征^[86]。另外海杂波具有非平稳性质，时间和空间上不具有遍历性。因此在海杂波仿真时，要使用实测数据做比较；在衡量海杂波背景下目标检测算法性能时，不但要使用仿真数据，更要使用实测数据来检验算法的真实检测能力。在本文中使用加拿大 McMaster 大学 IPIX 实测雷达数据作为研究对象，海杂波分析和弱小目标的检测效果都使用实测雷达数据进行检验。

本文使用 1993 年 11 月采集的 IPIX 雷达实际数据，即 1993 IPIX Dartmouth 数据库，有关数据和 IPIX 雷达的进一步信息可见 IPIX 雷达数据库网站^[87]。本文使用的数据集为多种天气条件下 VV 和 HH 两种极化情况下的大量海杂波数据，合计 14 个数据文件，392 组海杂波数据。由于四个数据文件受到门限效应影响，不宜进行比较和分析，因此本文分析了 10 个数据文件，合计共 280 组数据。

IPIX 雷达主要具有下列特点和功能：X 波段发射；具有双极化接收方式（同时发射/接收水平和垂直极化信号）；相干发射/接收（正交解调器，8bit 或 10bit 视频输出）；脉冲压缩；装有机内校准设备；具有数字控制系统。在采集本文所用实验数据时，IPIX 雷达的性能指标和各种参数如表 2.1 所示。

表2.1 IPIX雷达性能参数

Tab. 2.1 Performance parameters of IPIX radar

雷达频率	9.39 GHz
脉冲宽度	200 ns
脉冲重复频率	1000 Hz
距离分辨率	30m
半功率点波瓣宽度	0.9°
雷达天线高度	30m
极化方式	HH, VV, HV, VH
擦地角	$<1^\circ$
采样距离间隔	15m

图2.1为IPIX雷达进行数据采集的示意图，IPIX雷达是X波段雷达，雷达天线装在海面上方约30m处，高度与典型舰载雷达天线相当。雷达采用定向辐射工作方式，连续接收来自确定方向的海面反射回波。待检测目标为直径1米的航天用密封球形救生器，外表面包了一层铝箔来增强信号。目标在图2.1中的 B_k 处，该处被称为主目标距离门(Primary Rangebin)。目标到雷达天线的水平距离 R_k 约为2700米，此时目标处的雷达入射角 φ 很小（小于1度），因此IPIX雷达在低入射角、较高分辨率状态下采集数据。每个数据文件都是雷达固定照射主目标区域海面获取的，由于洋流的影响，小目标并不是在 B_k 处不动，而是经常向左右漂移，因此主目标左右两侧的单元就被称为次目标距离门(Secondary Rangebin)，因此每个数据文件包含海面回波、主目标回波和次目标（可能存在目标区域）回波三种形式的数据。因为平均信杂比的变化范围仅在0~6dB之间，因此待检测目标可以看成是典型的弱小点目标。

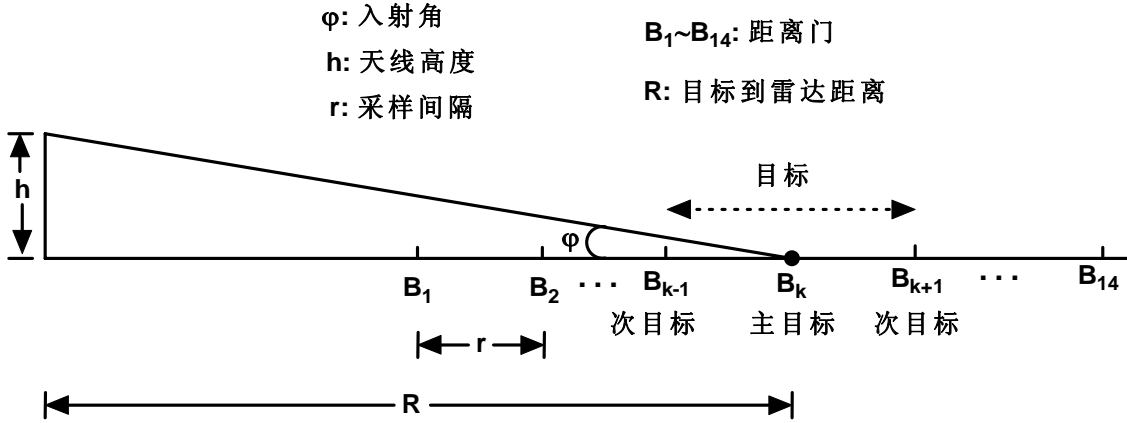


图2.1 IPIX雷达数据格式

Fig. 2.1 Format of IPIX radar datasets

由以上分析, 可见 IPIX 雷达数据集表征了不同海况、不同极化形式下 X 波段雷达的海面和弱小目标的反射特性。本文研究目的是如何利用非线性方法来解决强海杂波背景下的弱小目标检测问题, 因此 IPIX 实测数据很适合本文研究需要。

2.2 常用统计模型和似然比检测理论的局限性

传统上采用随机统计模型为海杂波建模, 本节中发现虽然统计模型能较好地拟合实际海杂波的幅度统计分布信息, 但拟合参数不能分辨出海杂波中是否有弱小目标的差异, 因此很难使用似然比原则检测出海杂波中存在的弱小目标。

2.2.1 海杂波常用统计模型和拟合结果

按照统计模型的观点, 海杂波是由大量独立小散射体反射共同所形成的雷达回波构成。对于低分辨率雷达, 每个分辨单元里包含的散射体数目较多, 根据中心极限定理, 幅度为瑞利分布而相位为均匀分布。而 IPIX 雷达在低入射余角、较高分辨率状态下工作, 此时由于低入射余角造成雷达照射区面积减小, 每个分辨单元包含的散射体数目较少, 中心极限定理就不再成立, 回波中出现尖峰回波的趋势就跟着增加, 幅度分布与瑞利分布相比有明显偏移和较长的拖尾, 更适合用 Weibull 分布、对数正态分布和复合 K 分布模型来描述。

三种分布的概率密度函数如下所示^[88]:

(1) 对数正态分布 (Log-normal Distribution)

$$f_L(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_c x} \exp\left[\frac{-1}{2\sigma_c^2} \ln^2\left(\frac{x}{\mu_c}\right)\right] \quad (2.1)$$

上式中有 $x > 0, \sigma_c > 0, \mu_c > 0$ ，其中 μ_c 是尺度参数， σ_c 是形状参数。

(2) 韦布尔分布 (Weibull Distribution)

$$f_W(x) = \frac{p}{q} \left(\frac{x}{q}\right)^{p-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{q}\right)^p\right] \quad (2.2)$$

其中， p 为形状参数， q 为尺度参数。

(3) K 分布模型 (K Distribution)

$$f_K(x) = \frac{2}{a\Gamma(v+1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{v+1} K_v\left(\frac{x}{a}\right) \quad (2.3)$$

其中 $x > 0, v > 1, a > 0$ ， a 为尺度参数， v 为形状参数， $K_v(x)$ 为 v 次修正的 Bessel 函数。

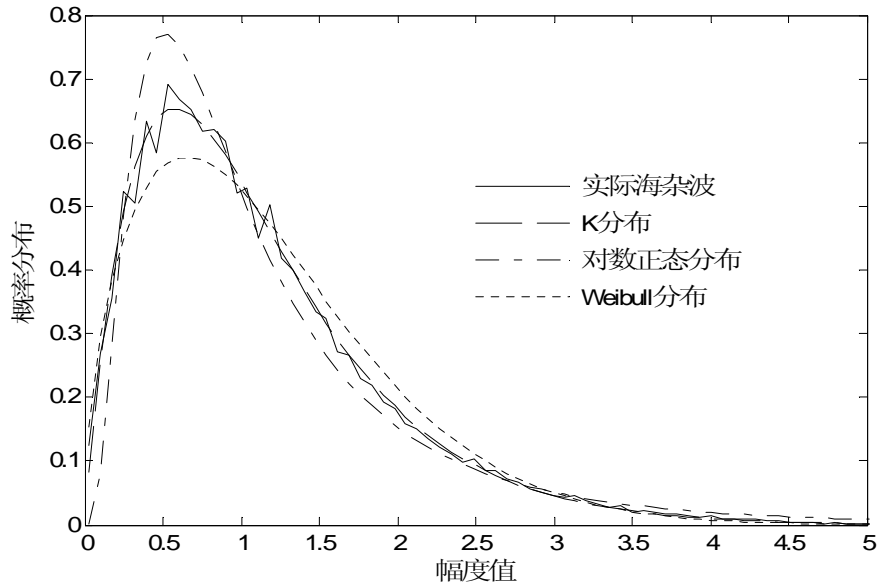


图2.2 不同分布拟合实际海杂波效果

Fig. 2.2 Different distributions fitting results of real-life sea clutter

下面分别采用对数正态、韦布尔和K分布三种模型来拟合实际海杂波数据，然后对拟合效果进行比较和分析。图2.2是使用不同模型拟合海杂波幅度分布的结果，这里选取#54 组数据第 6 距离门VV极化的海杂波数据作为研究对象。其中对数正态和韦布尔分布参数的估计采用极大似然法，K分布参数的估计采用矩估计法。由图2.2可以看出，在三种统计分布中，K分布的拟合效果最好。但观测拟合曲线只能从直观上进行定性比较，为了进一步定量考察各种分布拟合的效果，本文采用Kolmogorov-Smirnov(K-S)检验法和拖尾区域分布的拟合结果进行分析^[89]。

K-S检验法是一种常用的检验经验分布函数与所拟合分布函数之间是否存在显著差异的方法。该方法不用数据分组，因此避免了选择子区间的麻烦。具体的过程如式(2.4)所示，首先根据样本数据作出阶梯形经验分布函数，然后将它与所拟合的分布函数比较，其最大偏差即为K-S检验统计量 D_e ，

$$D_e = \max_{1 \leq i \leq N} |F(x_i) - F_t(x_i)| = \max_{1 \leq i \leq N} |i/N - F_t(x_i)| \quad (2.4)$$

其中， x_i 为从小到大重新排列的序列， i 为整个数据集中小于等于 x_i 的点的个数， N 为全部点的个数， $F_t(x_i)$ 为待拟合理论模型的累计概率密度函数。 D_e 统计量是经验分布函数与已知分布函数之间最大偏差的指标，在图2.3中将对各种统计分布模型的统计量 D_e 进行比较。

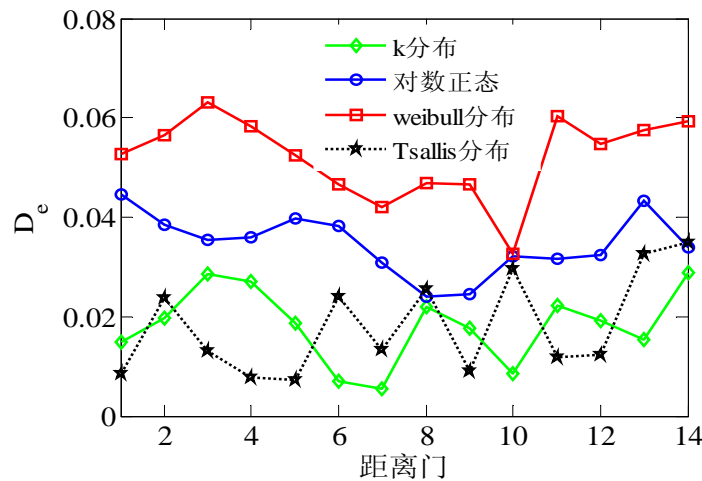


图2.3 四种分布拟合实际海杂波的最大偏差

Fig. 2.3 Maximal deviations of four distributions fitting for real-life sea clutter

图2.3为IPIX雷达数据库中第#54组VV极化数据的14个距离门数据采用不同分布拟合的统计量 D_e 值,可以看出韦布尔分布拟合的 D_e 值最大,在0.06附近波动;对数正态分布拟合所得的 D_e 值次大,在0.03-0.05之间波动;采用K分布拟合的K-S检验 D_e 值最小,均在0.02左右。以上拟合结果说明采用K分布的拟合优良度明显高于其它两种分布,更适合描述海杂波幅度的概率分布,这也和其他学者对海杂波的分析是一致的^[4]。另外对数正态分布和K分布的 D_e 值均小于0.05,说明它们拟合海杂波的结果满足95%的显著性水平,即假设的分布模型和实际分布模型是吻合的,没有显著性差异。

另外雷达信号处理中真正感兴趣的是大的杂波值,也就是海杂波分布的拖尾区域,因为它是目标检测中最为敏感的区域。从雷达检测的角度看,统计模型中的检测门限直接关系到目标发现概率和虚警概率,因而需要了解大于门限值的杂波分布特征,即杂波在拖尾区域的分布。从图2.4可以看出,K分布的拖尾分布和实际海杂波拖尾分布的拟合误差最小,拟合效果明显优于其它两种分布。

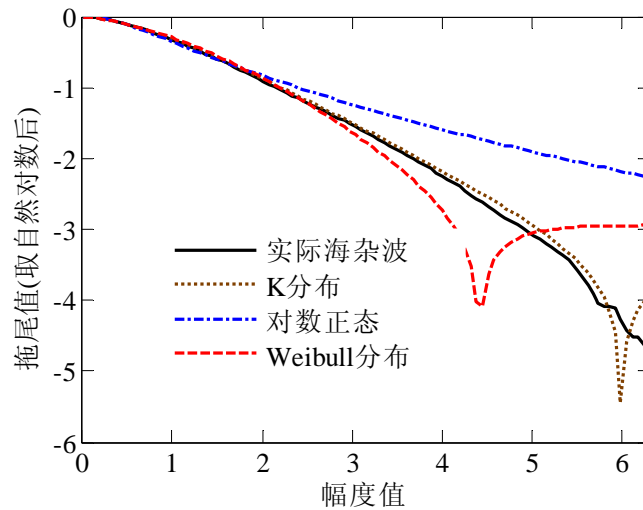


图2.4 三种分布拟合实际海杂波的拖尾误差

Fig. 2.4 Tail deviation of three distributions fitting for real-life sea clutter

从拟合优良度和拖尾分布两方面进行分析后发现:这三种分布中K分布拟合实测IPIX雷达数据的效果最好。这说明K分布是三种分布模型中最适合描述IPIX

实测数据的统计模型，这一点也符合研究者对低入射角、高精度雷达海杂波的分析和研究，说明本文使用的海杂波数据具有代表性。

2.2.2 统计模型和似然比检测理论的局限性

对海杂波建模的目的是进行目标检测，统计模型建模后采用似然比准则检测对于检测高信噪比下的目标是合适的，而且计算量较小，因此CFAR检测算法在雷达实时目标检测领域被广泛应用^[5,6]。但CFAR检测需要的信噪比水平较高，本文关注的焦点是如何检测强海杂波中的弱小目标，在较低信噪比下使用CFAR算法检测或者使用积累检测都有一定困难。由以上分析说明，使用基于统计建模和似然比检测原理的目标检测算法很难应用到弱小目标检测中。本文更进一步探讨：海杂波和含有弱小目标的数据，它们统计模型的拟合参数是否具有显著差异。

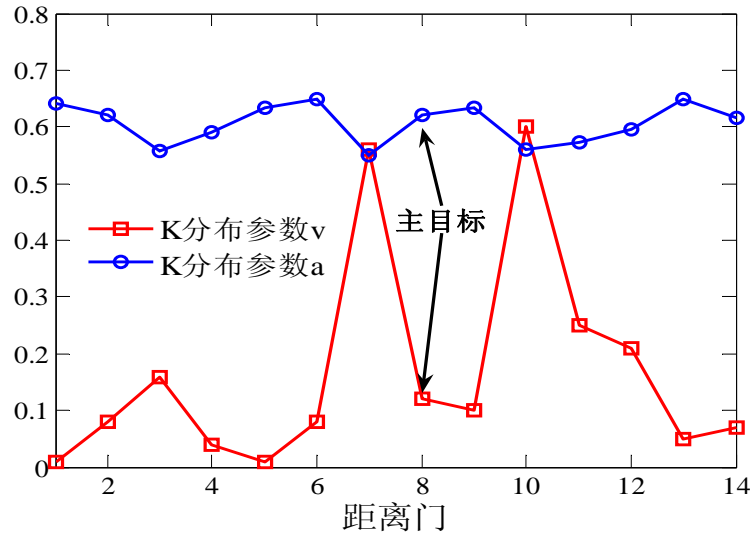


图2.5 VV极化#54 组数据的K分布拟合参数

Fig. 2.5 Fitting parameters of K distribution (VV polarization, #54 dataset)

下面结合IPIX雷达实测数据来分析和探讨，仍以K分布拟合VV极化#54 组数据为例，根据式(2.3)，K分布拟合的尺度参数为 a ，形状参数为 v 。图2.5为#54 组不同距离门数据K分布模型的拟合结果，可以看出：虽然距离门 8 为目标存在的主目

标区域, 但该距离门的拟合参数和海杂波数据(如距离门6)几乎完全相同, 因此不同距离门估计得到的K分布参数是没有一定规律的, 无法根据K分布参数 a 或 v 有效检测海杂波背景下的弱小目标。

对于其他的数据集, 采用K分布拟合海杂波和目标数据也没有发现明显差异, 使用对数正态和韦布尔分布拟合获得的分布参数也是如此。由于没有好的目标模型反映海杂波和目标数据的差异, 所以难以应用似然比准则检测出小目标。这说明统计模型虽然能很好地拟合海杂波幅度数据, 但是由于统计模型的出发点更多是从数据拟合和处理角度考虑, 很难体现出含有弱小目标数据和海杂波之间除了幅度以外的其他差异。因此基于统计理论的经典检测需要较高信杂比才能检测到目标, 在海面存在弱小目标情况下的信噪比较低, 含有弱小目标数据和海杂波数据的幅度分布几乎是相同的, 统计模型得到的分布参数几乎没有区别, 所以不能用来检测强海杂波背景下的弱小目标。统计检测的这一缺陷就要求采用新的方法来处理海杂波和检测弱小目标, 这也是本文开展海杂波非线性研究的主要原因。本文采用混沌、分形等非线性理论来研究海杂波, 进行弱小目标检测。

2.3 非广延熵和幂率敏感性

为了有效检测弱小目标, 80年代末人们将混沌动力学引入到海杂波研究^[12-14]。但随着研究的深入, 有学者发现直接提取的混沌特征参量并不稳定^[48,52], 因此近年来海杂波是否为确定性低维混沌引起学者们的广泛争论^[35-46]。混沌系统又被称为指数敏感性系统, 它们的轨道随着时间演化而呈指数率发散, 但在混沌和噪声之间还有一类介于两者之间的幂率敏感性系统, 它们的轨道随时间呈幂率发散。幂率敏感性和Tsallis引入的非广延熵紧密相连, 在分析海杂波非广延分布模型前, 先讨论一下Boltzmann-Gibbs(B-G)熵的缺陷和Tsallis熵为代表的非广延统计学。

熵的概念由Clausius于1865年引入热力学, 经过Boltzmann和Gibbs等人的工作成为统计物理学的基石, 以Boltzmann-Gibbs(B-G)熵为基础的平衡态统计力学在过去的一个多世纪获得了广泛的应用^[90]。但B-G统计力学有其适用范围和局限性, 实际上目前存在很多用B-G统计力学不能完全描述的系统: 如长程相互作用、

长程微观记忆等^[91]。1988年，为了解决非广延系统问题，巴西物理学家C. Tsallis受多重分形定义的启示，提出非广延熵的概念^[78,91]：

$$S_q = \frac{k(1 - \sum_{i=1}^m p_i^q)}{(q-1)}, \quad q \in R \quad (2.5)$$

其中， k 是 Boltzman 常数，通常取 1。以非广延熵为基础建立的统计力学称为非广延统计力学，或称广义统计力学，而 Boltzmann-Gibbs 统计力学则作为非广延统计力学在 $q \rightarrow 1$ 时的极限情况被包括在内。 q 为非广延参数，它刻画了系统的非广延程度，反映在当系统有两个独立的子系统 A 和 B 组成时，系统的熵 $S_q(A+B)$ 满足下面的非广延可加性：

$$\frac{S_q(A+B)}{k} = \frac{S_q(A)}{k} + \frac{S_q(B)}{k} + (1-q) \frac{S_q(A)}{k} \frac{S_q(B)}{k} \quad (2.6)$$

当 $q \neq 1$ 时，包含两个独立子系统的系统熵就不等于两个系统熵的和。

- (1) $q < 1$ 时，系统对应着超广延性
- (2) $q = 1$ 时，系统对应着广延性
- (3) $q > 1$ 时，系统对应着次广延性

Tsallis 分布又被称为非广延分布，Tsallis 熵能很好描述既不是完全确定（包括混沌）也不是完全随机的一类系统，这类系统在生物等领域是广泛存在的^[41,79]。通过找到合适的非广延参数 q （ q 不等于 1）可以很好描述这类信号，而且 Tsallis 熵的应用和外延也在不断拓展。

利用非广延熵的函数极值可以得出广义热力学统计的分布形式，即非广延分布模型。非广延分布可以在下面两个约束条件下获得^[42]：

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) dx &= 1 \\ \int_{-\infty}^{+\infty} |x^2 - \delta^2| [p(x)]^q dx &= 0 \end{aligned} \quad (2.7)$$

根据最大熵原理引入 lagrange 乘数 α, β

$$\begin{aligned}
 S(y) &= \frac{1}{q-1} \left(1 - \int_{-\infty}^{+\infty} d\left(\frac{x}{\delta}\right) [\delta y]^q \right) + \alpha \int_{-\infty}^{+\infty} y dx + \beta \int_{-\infty}^{+\infty} (x^2 - \delta^2) y^q dx \\
 &= \frac{1}{q-1} + \int_{-\infty}^{+\infty} \left[-\frac{\delta^{q-1}}{q-1} y^q + \alpha y + \beta (x^2 - \delta^2) y^q \right] dx
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

为了简化, 表示成下式形式

$$L(x, y) = -\frac{\delta^{q-1}}{q-1} y^q + \alpha y + \beta (x^2 - \delta^2) y^q \tag{2.9}$$

因此

$$S(y + \delta y) - S(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \partial L / \partial y \delta y dx \tag{2.10}$$

为了求 S 的最大值, 令 $\partial L / \partial y = 0$ 。可以得到非广延分布

$$p(x) = \frac{1}{Z_q} [1 + \beta(q-1)x^2]^{1/(1-q)} \tag{2.11}$$

其中, $1 \leq q \leq 3$ 。当非广延参数 $q \neq 1$ 时, 则可认为系统具有介于混沌系统和随机系统之间的幂率敏感性。

根据Tsallis熵的定义和保证Tsallis熵最大的情况下, 由以上分析得到式(2.11)中的非广延分布模型, 下一节将使用非广延分布模型为海杂波建模。

2.4 海杂波的非广延分布模型和弱小目标检测

针对传统统计检测理论难以检测海杂波中弱小目标这一缺陷, 文献[42]中提出采用非广延分布模型对海杂波数据差进行拟合, 使用该模型得到的拟合参数 q 对于目标有很高的敏感性, 在有目标和无目标情况下参数相差很大, 可用来检测海杂波背景下的弱小目标。但文献[42]中没有比较传统海杂波统计模型和非广延分布模型的拟合效果, 目前国内也未见采用非广延分布进行海杂波建模的相关报道。本文比较了统计模型和非广延分布拟合实测海杂波数据的优缺点, 验证了海杂波数据差在较低的拟合误差下服从非广延分布模型。文献[42]中仅使用非广延分布参数 β 来检测海杂波背景下的弱小目标, 本文进一步发现非广延分布的三个分布参数 β 、 q 和 Z_q 均可以检测弱小目标。此外, 通过对非广延分布中非广延参数 q 的分析, 从非广延分布的定义出发, 发现海杂波既不是完全确定的也不是完全随机的,

而是介于确定性（混沌）和随机性之间的一种幂率敏感性状态，当然这种幂率敏感性是否具有普遍性还有待于更多实测数据进行验证。

2.4.1 海杂波数据的非广延分布模型

下面采用非广延分布来拟合实测海杂波数据，定义海杂波的幅度数据为 $y(n), n=1, 2, \dots$ ，则海杂波的数据差为：

$$x(n) = y(n+1) - y(n), n = 1, 2, \dots \quad (2.12)$$

由于很难找到合适方法直接拟合式(2.11)中的分布参数，因此采用穷举法和Nelder-Mead法相结合对 $x(n)$ 数据进行参数拟合。令 q 的变化范围为 1.00-3.00，设步长为 0.01, 对每一个 q 值均采用Nelder-Mead方法估计参数 β 和标准化的常数 Z_q ，最后从所有拟合结果中找出使拟合分布误差最小的一种参数组合定为非广延分布的最终拟合参数。

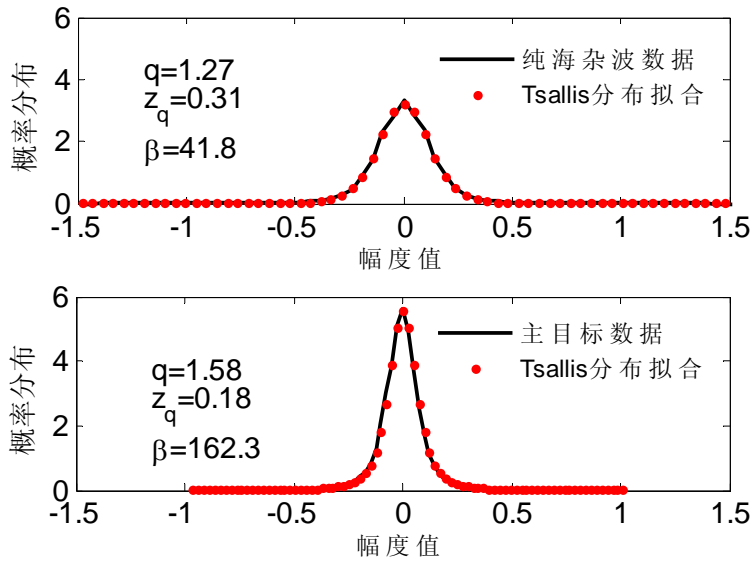


图2.6 纯海杂波和主目标的非广延分布参数

Fig. 2.6 Nonextensive distribution parameters of pure sea clutter and primary target

图 2.6 是 VV 极化情况下 #54 组数据海杂波和有目标情况下非广延分布模型的拟合结果，定性上可以看出，主目标数据和海杂波数据的数据差分布相差很大。海杂

波数据的峰值较低，波形较宽，拖尾相对较大，幅度值较大的点较多，表现出强烈的海尖峰特征；主目标数据的峰值较高，波形较窄，拖尾相对比较小，幅度值较大的点较少。从定量的角度看，图2.6左侧的目标数据和海杂波数据的拟合参数具有很大差异。由海杂波和目标数据的分布差异，说明在海面有目标的区域，海面弱小目标压制了海浪尖峰，因此数据差体现出更好的稳定性。非广延分布拟合参数所体现的目标数据和海杂波间的这种差异，可以用来进行弱小目标的检测。

另外，非广延分布模型的K-S检验统计量 D_e 值如图2.3所示，可以看出非广延分布拟合海杂波数据差的 D_e 基本在0.03以下，这与统计模型中拟合效果最好的K分布的拟合优良度不相上下，说明采用非广延分布拟合实测数据的优良度很高，能够满足海杂波和目标数据建模的要求。

2.4.2 基于非广延分布参数的目标检测方法

非广延分布模型不仅对海杂波幅度数据差的拟合效果非常好，而且该分布描述了海杂波中存在小目标时的参数变化，体现了有目标和无目标时海面状态的不同，反映了目标和海杂波雷达反射回波的物理机制不同。优良的拟合效果和参数敏感性完整说明了非广延分布模型比K分布等模型更加适合描述海杂波，文献[42]中仅对后一点进行了详细研究，而本文中系统研究了这两点，进一步阐明了使用非广延分布为海杂波建模的优势。

下面对#54组数据的所有距离门数据采用非广延分布模型进行拟合，并对拟合得到的三个非广延分布参数进行分析。非广延分布在14个距离门的拟合参数变化如图2.7所示，通过三个参数在不同距离门的变化情况可以看出：对于含目标信息的主目标距离门（距离门8），参数 q 和 β 远远大于纯海杂波的无目标距离门，参数 Z_q 值远小于无目标距离门估计的 Z_q 值，因此也可以用来进行目标检测。另外非广延分布模型也可以将可能存在目标的次目标区域（距离门9）检测出来，说明该方法对于海杂波中存在的弱小目标具有很强的敏感性，能够有效检测海杂波背景下的弱小目标。文献[42]中仅使用 β 值来检测目标，而本文发现实际上其它两个参数 q 和 Z_q 也可用来进行目标检测。

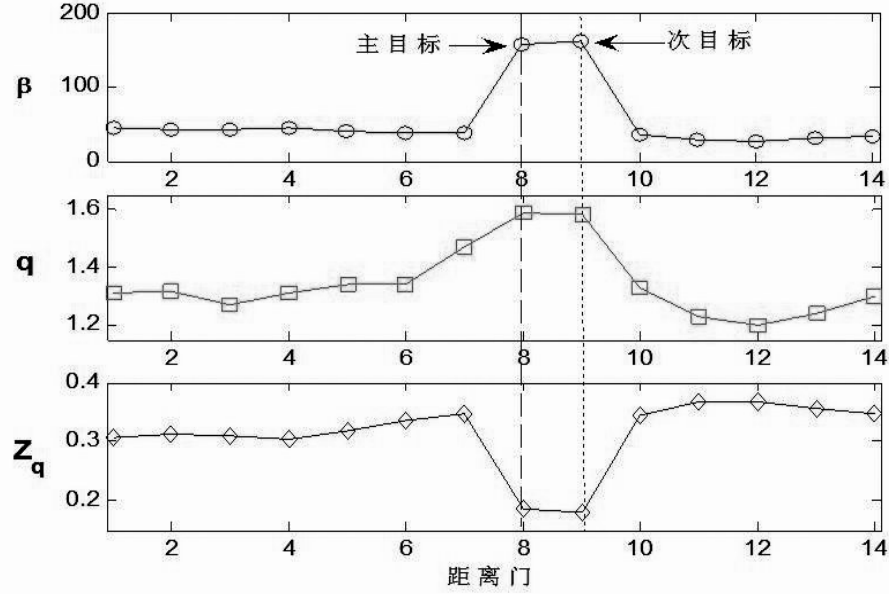


图2.7 VV极化#54 数据的非广延分布参数

Fig. 2.7 Nonextensive distribution parameters (VV polarization, #54 dataset)

对 IPIX 雷达的所有数据集都采用非广延分布模型拟合，若选取每个数据集参数的平均值作为门限进行目标检测，以 β 参数为例，检测门限值为

$$\bar{\beta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \beta_i \quad (2.13)$$

则目标检测结果 $T(i)$ 的输出为

$$T(i) = \begin{cases} 1 & \beta(i) - \bar{\beta} > 0 \\ 0 & \beta(i) - \bar{\beta} < 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

使用上述检测方法，对于主目标数据，除#310 的 HH 极化数据出现漏警现象，其他 19 个数据集的主目标都被检测出来，说明该检测方法具有较好的检测性能。对于次目标数据和海杂波，则有虚警和漏警现象。实际上非广延分布模型也是一种统计模型，只不过它的处理对象为海杂波的数据差数据，相对于传统统计模型更好地体现出了海杂波有目标和没有目标的性质差异。为了进一步的分析海杂波性质，得到更有效的目标检测算法，本文在下面章节中将采用混沌和分形等非线性方法对海杂波进行分析。

2.4.3 非广延分布参数 q 的分析

非广延分布模型的参数 q 被称为非广延分布参数。 $q < 1$, $q = 1$, $q > 1$ 分别对应超广延性、广延性和次广延性。 $q \neq 1$ 代表系统具有幂率敏感性, 可以通过找到合适的非广延参数 q (q 不等于1) 来描述既不是确定性系统也不是随机系统的一类运动。通过实测数据的拟合分析, 发现这280组海杂波数据估计得到的非广延参数 q 的变化范围是1.10到1.82, 都不等于1。这意味着海杂波的雷达回波既不是混沌的也不是随机的, 而是介于确定性模型(包括混沌)和随机模型之间的一种幂率敏感性动态系统。这与文献[41]和[42]中的结论是一致的, 这也从一个侧面说明海杂波不完全符合Haykin等人使用的混沌模型。本文的第4章使用Cao方法对海杂波数据进行了定性分析, 也得出了相似的结论, 和本章分析结果一致。

2.5 本章小结

本章分析了加拿大IPIX雷达实测海杂波数据, 通过比较拟合优良度和拖尾分布, 发现虽然海杂波数据可用K分布等统计模型较好拟合, 但有无目标时的拟合参数差别不大, 获得的分布参数难以用来有效检测海杂波背景下的弱小目标。而非广延分布模型不但可以很好地拟合海杂波实测数据, 并且在有、无目标两种情况下, 非广延分布模型的拟合参数相差很大, 获得的三个分布参数均可以用来有效检测海杂波背景下的弱小目标。海杂波的非广延分布模型仅从处理方法来看, 仍属于一种统计分布模型; 但该模型不同于传统的统计分布模型, 它采用拟合海杂波数据差的方法来处理数据, 揭示了海杂波和目标回波的不同。本章中从Tsallis熵的定义出发对非广延参数 q 进行了讨论, 分析表明海杂波具有混沌系统和随机系统之间的幂率敏感性, 第4章中将使用Cao方法对海杂波数据这种性质做进一步定性分析。实际上非广延分布和数据的分形特性也有内在联系, 因此在本文第7章中将分析海杂波的分形特征。

第3章 基于替代数据的弱小目标检测新方法

混沌的起源是动力学模型中的非线性，时间序列具有非线性特性是序列具有混沌特性的前提条件，因此检验海杂波的非线性对于判断海杂波是否具有混沌特性，能否使用非线性模型对海杂波建模具有重要意义，因此在判断海杂波是否具有混沌特性之前，应首先检验数据是否具有非线性^[53,54]。

本章使用替代数据法检测海杂波是否具有非线性性质，检测后发现海杂波具有稳定的弱非线性性质，海面弱小目标会显著影响这种非线性，使目标区域回波趋向于线性，由此建立一种检测海杂波中弱小目标的新方法。经 IPIX 雷达实际数据验证，基于替代数据的目标检测效果优于最新的分形目标检测方法，和基于空间分形特征差异的目标检测方法效果相近，但替代数据检测方法无需海杂波区域的先验信息。

3.1 引言

对于一个实际观测到的时间序列，一个最基本的问题就是产生该时间序列的系统是线性的还是非线性的。这实质上是序列的非线性检验问题。基于统计假设检验原理的替代数据法，近年来在检验时间序列非线性性质上获得广泛应用^[52,92]。国内学者也在水下噪声^[93]、经济数据^[94]和交通流数据^[95,96]等多个领域使用替代数据研究了时间序列的非线性性质。

1996 年，Schreiber 提出的迭代幅度匹配的傅立叶变换 (Iterated Amplitude Adjusted Fourier Transform, IAAFT) 是一种性能稳定的替代数据产生方法，该方法能很好匹配原始数据的傅立叶频谱和概率密度分布，在数据的非线性检验中被广泛采用^[54,97]。本文使用该方法产生替代数据，选择运算简便的三阶统计量作为检测量^[98]，虽然没有给出能直接描述海杂波非线性性质的特定参数，但间接地判断出海杂波具有弱的非线性，并研究中发现海杂波的非线性性质在时间和空间上具有很好的稳定性，仅随时间、风速和浪高等外部环境略有变化。更重要的是海杂波的非线性性质对海面弱小目标具有强烈的敏感性，即使弱小目标的存在也会显著影响海杂波的非线性性质，使该区域雷达回波趋向于线性性质。通过分析含有目

标数据和海杂波数据的非线性性质不同，本文提出了一种基于替代数据的目标检测新方法，经IPIX雷达多种海况下大量实际数据检验，新方法对弱小目标具有很好的检测性能。

近年来国内外学者发现海杂波具有分形特性，分形尺度分析方法是目前最新且有效的检测海杂波中弱小目标的非线性方法^[45,46]，因此本章中将基于替代数据的新方法和分形检测方法进行了比较，本章方法的检测结果优于文献[46]中提出的分形尺度分析方法，和本文第7章提出的空间分形特征差异检测方法相近，但替代数据检测方法无需海杂波区域的先验信息，因此具有更广泛的适用性和鲁棒性。

3.2 替代数据法检验海杂波的非线性性质

替代数据法的实质是一种统计假设检验方法，它包含四个方面的内容：

- (1) 零假设
- (2) 替代数据生成算法
- (3) 检验统计量
- (4) 统计检验方法

替代数据法的基本思想是：首先指定某种线性随机过程为零假设；并根据该假设使用某种生成算法产生一组替代数据；然后分别计算原始数据和替代数据集的某一检验统计量；最后使用某种统计检验方法，根据原始时间序列和替代数据的统计量差异在一定置信度内决定接受或拒绝零假设^[54]。

3.2.1 常用零假设

替代数据法常有以下三种零假设，它们三者的关系如图3.1所示^[99]：

零假设 1：观测数据是由独立同分布的随机变量产生。

零假设 2：观测数据是由线性相关的随机过程产生。

零假设 3：观测数据是由线性相关的随机过程经过静态非线性变换产生。

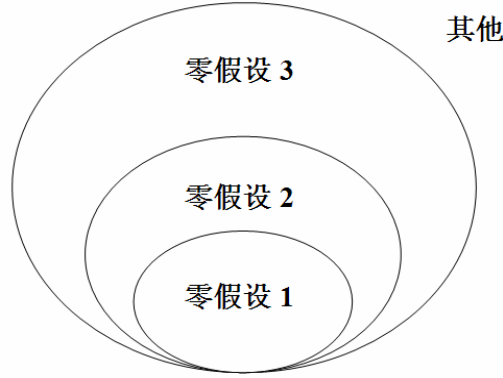


图3.1 替代数据法常用三个零假设之间的层次关系

Fig. 3.1 Schematic representation of the three hierarchical hypotheses

在上述三种零假设中，由于海杂波数据形式比较复杂，直观上不可能由假设 1 和假设 2 产生^[48]。另外，三种零假设的关系如图 3.1 所示，零假设 3 中已经包含了前两种假设^[99]。因此本文仅使用零假设 3，即假设海杂波幅度数据为线性相关的高斯噪声经静态非线性变换生成。静态非线性变换中的非线性变换是指观测函数具有非线性，静态（或称单调）是指 t 时刻观测的结果只取决于该时刻动力过程的取值，而与以前时刻的值或导数等无关。

以 $x(t)$ 表示系统的真实输出时间序列，观测函数为 $g(\bullet)$ ，则：

$$g(n) = g(x(t)) \quad (3.1)$$

实际上经采样后的实际雷达数据 $g(n)$ ，严格上说是非线性的。因为数据采样中的离散化 $g(\bullet)$ 本身就是一种观测函数非线性的情况，线性过程通过非线性观测后，也会具有非线性特性^[100]。而对零假设 3 的检验，不但会检测出海杂波数据是否具有非线性，而且还能排除非线性观测等外界因素对数据定性的影响，准确判断出海杂波是否具有内在的非线性。

3.2.2 零假设数据的产生方法

替代数据有两种常用的生成算法^[54]，即：

(1) 典型实现(Typical Realization)

典型实现是指对时间序列建立参数模型，并根据该模型生成替代数据。

(2) 约束实现(Constrained Realization)

约束实现是指不为原始时间序列建立模型，直接保证替代数据具有与原始序列相同的一些特征，但其他方面随机选择来产生替代数据。

由于典型实现容易使计算结果发散，所以目前大都采用约束实现方法。最早使用的约束实现方法是基于傅立叶变换算法(Fourier Transform, FT)和幅度匹配的傅立叶变换算法(Amplitude Adjusted Fourier Transform, AAFT)。这两种方法都容易对长相关和非平稳序列产生伪估计^[98]，因此Schreiber提出了一种改进的AAFT迭代生成算法，被称之为(Iterated-AAFT, IAAFT)方法^[97]。IAAFT方法能很好的匹配原始数据的傅立叶频谱和概率密度分布，在数据的非线性检验中被广泛采用^[54]，因此本文使用IAAFT方法产生海杂波的替代数据，具体过程如下：

- (1) 设原始海杂波观测数据为 $\{x(n)\}$ ，分别计算 $\{x(n)\}$ 的幅度排序 $\{c(k)\}$ ，以

$$\text{及 } \{x(n)\} \text{ 的离散傅立叶变换的幅度谱平方 } |S_k|^2 = \left| \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} s_n e^{i2\pi kn/N} \right|^2。$$

- (2) 将原始海杂波序列 $\{x(n)\}$ 随机置乱，得到新的随机序列 $\{\bar{r}_n^{(0)}\}$ ，它和原始序列 $\{x(n)\}$ 的概率密度分布相同，但功率谱密度分布不同。

- (3) 计算 $\{\bar{r}_n^{(0)}\}$ 的离散傅立叶变换 $\bar{R}_k^{(0)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} \bar{r}_n^{(0)} e^{i2\pi kn/N}$ ，保持 $\{\bar{r}_n^{(0)}\}$ 的相

$$\text{位为 } e^{i\psi_k^{(0)}} = \bar{R}_k^{(0)} / |\bar{R}_k^{(0)}|，产生新的序列 } \bar{s}_n^{(0)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} e^{i\psi_k^{(0)}} |S_k| e^{-i2\pi kn/N}，该$$

序列和原始序列 $\{x(n)\}$ 的功率谱密度分布相同，但概率密度分布不同。

- (4) 将序列 $\bar{s}_n^{(0)}$ 按照 $\{c(k)\}$ 重新排序后得到产生新序列 $\bar{r}_n^{(1)} = c_{rank}(\bar{s}_n^{(0)})$ ，此时的 $\bar{r}_n^{(1)}$ 和 $\{x(n)\}$ 的概率密度分布相同，而且它的功率谱密度分布相对于 $\{\bar{r}_n^{(0)}\}$ 更接近 $|S_k|^2$ 。

- (5) 将第(3)步和(4)步反复迭代进行，对于有限长度序列 $\{x(n)\}$ ，经过有限次迭代后，可以使生成的序列 $\{\bar{s}_n^{(i)}\}$ 和 $\{\bar{r}_n^{(i)}\}$ 差别很小，可认为 $\{\bar{s}_n^{(i)}\} \approx \{\bar{r}_n^{(i)}\}$ ，

此时替代数据不但和原始海杂波的概率密度分布一致，同时和原始序列也具有大致相同的功率谱，到此一组替代数据产生完毕。

这样产生的替代数据既去掉了原始数据的非线性性质，也很好地保持了原始数据的线性相关特性。

3.2.3 检验统计量

原则上，零假设可以与任何检验统计量一起使用，即对于所有拒绝零假设的数据，其检验统计量的分布与替代数据不同。但实际应用中，并非所有的检验统计量都有相同的检验效果，因此需慎重选择统计量^[98]。广泛使用的统计量有两种：一种是时域上运算简单的各种高阶统计量^[98]；另一种是相空间重构后计算各种复杂的非线性统计量，如预测误差、关联维数^[101]和Lyapunov指数等。

对于海杂波数据，在研究中经过初步对各种统计量计算后比较和筛选，发现计算简便的三阶统计量 $t^{C3}(\tau)$

$$t^{C3}(\tau) = \text{mean}(x_n x_{n-\tau} x_{n-2\tau}) \quad (3.2)$$

能够判别出海杂波具有内在的非线性性质，也可用来检测海杂波中的弱小目标，因此就不采用其他复杂的非线性统计量，这也说明了使用替代数据检测弱小目标算法的鲁棒性。另外，在本文第6章中，使用最大Lyapunov指数作为统计量进一步验证了海杂波的非线性性质。

3.2.4 统计检验方法

目前在替代数据法中使用的统计检测方法有两种。

一种是假设检验统计量服从正态分布，对原始数据和替代数据集使用高斯分布的参数检验方法进行检验。但实际上替代数据的统计量并不一定满足正态分布，此时使用参数检验方法就会有偏差。

另一种方法是Schreiber等提出的将统计量排序(Rank-Order)后再进行检验的秩方法^[54]。该方法首先产生 $1/\alpha - 1$ 组（单边检验）或 $2/\alpha - 1$ 组（双边检验）替代数据，然后计算原始数据和替代数据的检验统计量并进行排序，如果原序列的检验统计量为最小或最大，则拒绝零假设，检验的显著性水平为 $1-\alpha$ 。

因为后一种秩方法无需了解检验统计量的具体分布情况,适用面广,所以本文对海杂波的研究就采用了这种方法。

3.3 海杂波数据的非线性性质和基于替代数据的弱小目标检测方法

本节利用 IPIX 雷达实测数据对海杂波性质进行了检验,发现海杂波具有非线性性质,这种性质在各种外部气象条件下具有稳定性,但对海面弱小目标具有很强的敏感性,进而提出基于替代数据的目标检测新方法。

3.3.1 海杂波的弱非线性性质

IPIX雷达每组（每个距离门）数据长度为13万个数据点，这么长的数据很难直接使用替代数据法检验非线性性质。本文对海杂波时间序列使用替代数据法进行非线性检验的整个过程如图3.2所示，先将每组数据按顺序分成260段，每段有1000点，前后重合500点，然后每段使用IAAFT方法对原始数据产生99份替代数据（显著性水平 $\alpha=0.02$ ，双边检测），按照式(3.2)计算 $\tau=1$ 时含原始数据和替代数据共100份数据的统计量 $t^{C3}(\tau)$ ，将所有数据的统计量进行排序，如果海杂波原始数据在排序后最大或最小，则认为该数据具有内在的非线性特性，否则认为数据只具有线性性质。每组海杂波数据共有260段，所有的260段数据都按照上述的过程进行处理后，记下每组数据中检测为非线性的段数。

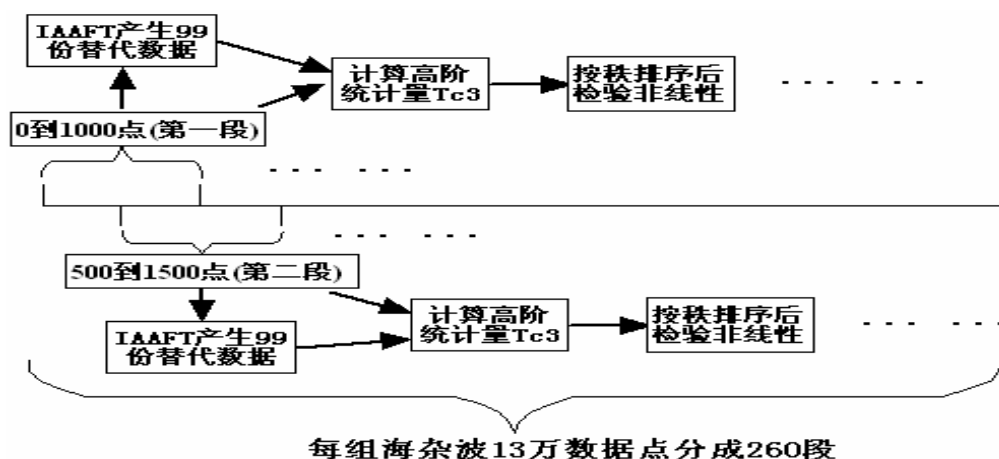


图3.2 每组海杂波替代数据的非线性检验过程

Fig. 3.2 Nonlinear testing process of surrogate data in every sea clutter range bin

图3.3为HH和VV极化海杂波非线性检测的直方图，图中横轴最左端为220，这表明将每组海杂波数据分成260段后，至少有220段可认定是非线性数据。纵轴为非线性性质相同的海杂波组数，由图可知，虽然这些海杂波数据是在不同时间、空间、天气条件和极化情况下采集的，但每组数据中的大多数（一组数据的260段中至少有220段）都可以看成是非线性过程，说明海杂波的非线性性质具有稳定性，仅随着各种外部条件的变化而略有不同。同时也注意到，每组中有少量数据（一组数据的260段中少于40段）被判定为线性数据，这说明海杂波的非线性特征不明显，并不是260段数据中每一段数据都具有线性性质。从定量的角度看，可认为海杂波数据具有弱的非线性性质。

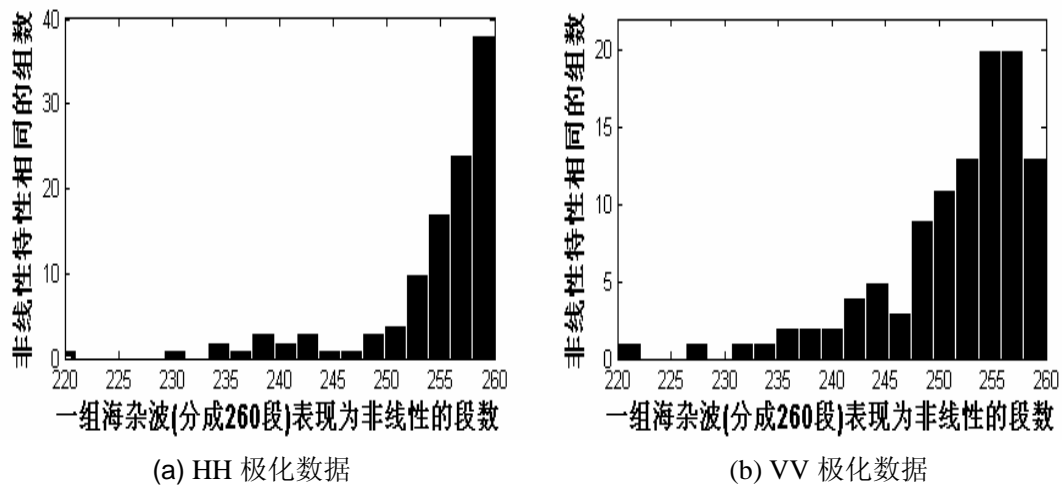


图3.3 海杂波非线性检验的直方图

Fig. 3.3 Histograms of nonlinear testing for sea clutter

综上所述，本文使用替代数据法从较长时间内的统计意义上考察了海杂波的性质。替代数据法虽然没有直接给出描述海杂波非线性性质的特定参数，但间接地判断出海杂波具有内在的弱非线性性质。这种非线性性质受时间、空间、天气条件和极化情况的影响很小，可以看成是海杂波的一种不变量。

3.3.2 基于替代数据的弱小目标检测新方法

海杂波具有弱非线性性质，这种性质是海杂波内在的动力学性质，因此在不同时间、空间以及极化条件下性能稳定。在本文研究中更关心弱小目标是否会影响海杂波的这种性质，如果海面目标会影响该海域雷达回波的非线性性质，就可以利用这一点来检测海杂波中的弱小目标。以IPIX雷达数据集的#26组数据的HH和VV极化海杂波、次目标和主目标数据为研究对象，使用替代数据法进行非线性性质分析的结果如表3.1所示。

表3.1 IPIX #26 数据的非线性特性统计

Tab. 3.1 Nonlinear character statistics for IPIX #26 dataset

极化方式	数据属性	距离门	检测为非线性的段数
HH	海杂波	1	255
	次目标	6	193
	主目标	7	179
VV	海杂波	1	254
	次目标	6	189
	主目标	7	169

在 HH 和 VV 极化条件下，距离门 1 为没有目标的海杂波区域，分别分成 260 段后有 255 和 254 段检测为非线性；距离门 6 为目标时有时无的次目标区域，分别分成 260 段后有 193 和 189 段检测为非线性；距离门 7 为始终有目标的主目标区，分别分成 260 段后有 179 和 169 段检测为非线性。由此可见，目标的存在使海杂波中具有非线性性质的段数明显下降，目标的存在破坏了海杂波的非线性性质，使目标存在区域的回波表现出更多的线性性质，因此可以利用目标对海杂波非线性性质的影响来检测目标。

#26 数据的全部数据检测结果如图 3.4 所示，由图可见，使用替代数据法不但检测出海杂波稳定的弱非线性性质，而且描述出目标数据和海杂波数据非线性性质的差异，目标和海杂波数据检测为非线性的段数具有明显差异。将得到的所有

IPIX雷达数据，共 10 组数据中的海杂波数据、次目标数据和主目标数据都进行检验后，发现同类数据的非线性检验结果是相似的，不同类数据的非线性特性差异差异很大。说明海杂波的非线性性质对目标具有强烈的敏感性，这种敏感性有助于检测传统统计检测方法很难处理的弱小目标。

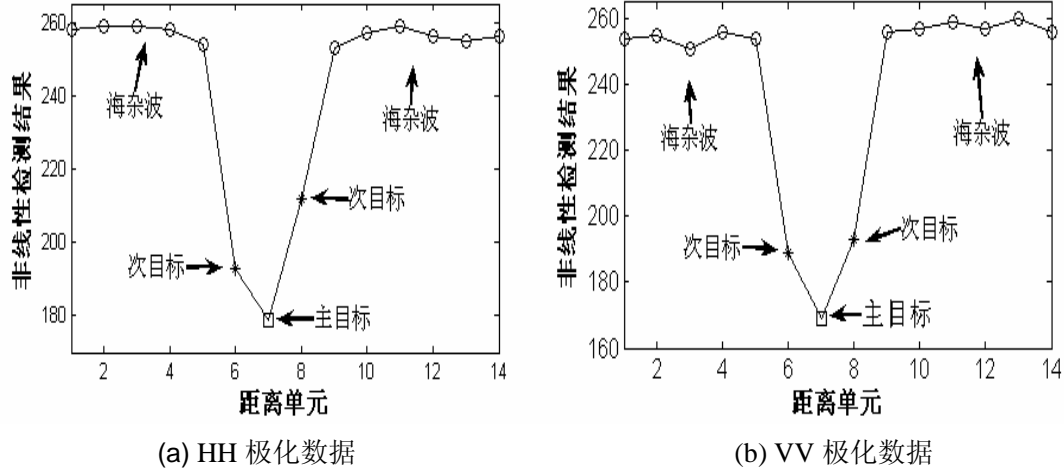


图3.4 IPIX #26 数据的非线性检验

Fig. 3.4 Nonlinear testing for IPIX #26 dataset

3.4 替代数据方法和分形方法检测效果的比较

本节中给出替代数据方法对所有IPIX数据库中主目标的检测结果，并和最新的分形检测方法进行比较。图3.5为HH和VV极化情况下，采用文献[46]的结构函数尺度分形分析方法获取海杂波和目标的Hurst分形参数后，将值取以 10 为底对数后的直方图（这样做的原因是便于和替代数据、以及本文第 7 章方法比较检测效果）。可以看到该方法中海杂波和目标的分形特征都在一定范围内波动，具有一定的可分性，但右侧的VV极化数据有部分区域发生重叠，不能使用门限值完全区分出目标和纯海杂波数据，检测效果不是很理想。

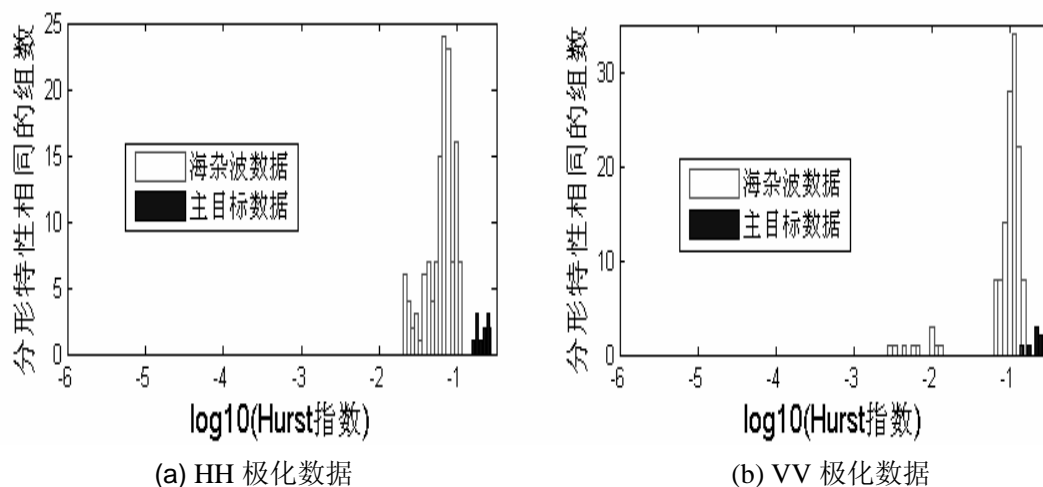


图3.5 文献[46]分形分析方法的检测结果

Fig. 3.5 Detecting results of fractal analysis in [46]

图3.6为HH和VV极化情况下，采用本文第7章提出的空间分形特征差异方法的检测结果。该方法中海杂波和目标不但能够完全被区分，没有图3.5中的重叠现象；而且两者之间差异很大，很容易使用门限检测出目标。但空间分形特征差异方法利用的是未知海面区域和当前已知为海杂波区域的空间分形参数差异，因此必须有某处海域目前为海杂波的先验知识。

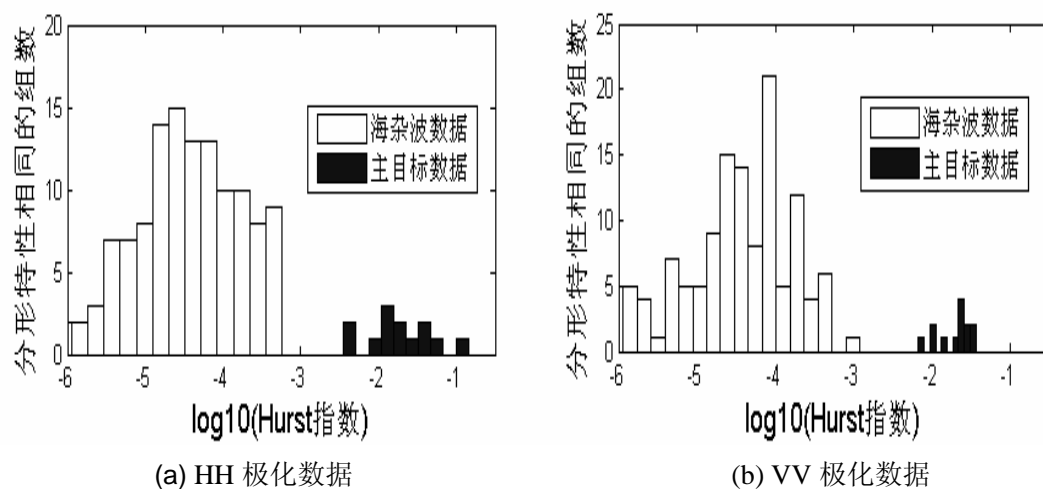


图3.6 本文第7章空间分形特征差异方法的检测结果

Fig. 3.6 Detecting results of spatial fractal character difference method in chapter 7

图3.7为HH和VV极化情况下，各种海况条件下海杂波和主目标数据使用本章替代数据法进行非线性检验的直方图，从图中可以看出，目标和海杂波数据检测为非线性的段数明显不同。海杂波具有更多的非线性段数，趋向于非线性性质；而目标的非线性段数较小，趋向于线性性质。两者的直方图没有重叠区域，具有明显的可分性，可见该检测方法具有较好的检测性能。

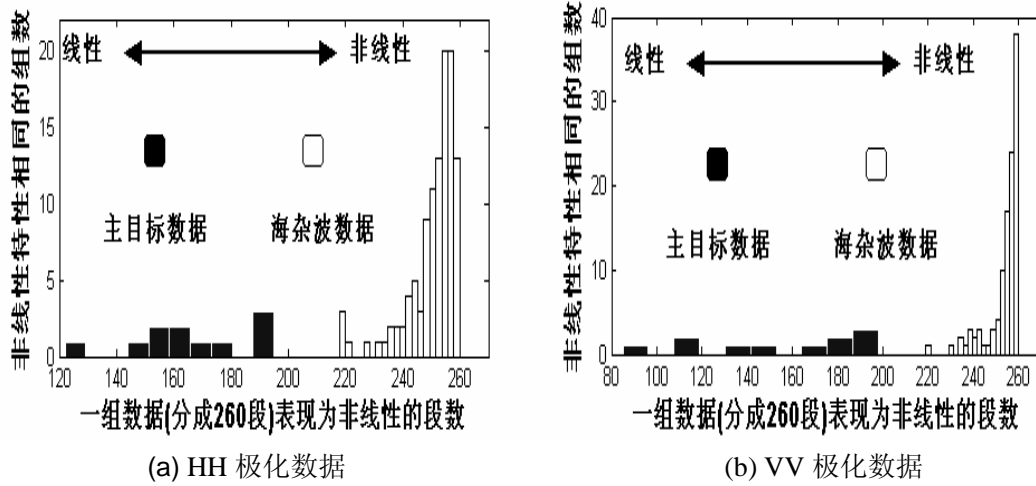


图3.7 本文提出的替代数据法检测结果

Fig. 3.7 Detecting results of surrogate data method

由图3.5、图3.6和图3.7检测结果的比较，基于替代数据的弱小目标检测方法性能优于文献[46]中的结构函数尺度分形分析方法，和本文第7章空间分形特征差异方法的检测结果相近。而基于替代数据的目标检测方法无需任何先验信息，可以定量描述目标对海杂波非线性性质的影响，也不受海况和极化条件等外部条件影响，是一种检测海杂波中弱小目标的新方法。

本文在研究中使用 IPIX 实测雷达数据作为验证对象，使用本章的替代数据方法和第7章的空间分征差异目标检测方法处理后，所有的目标和海杂波数据都具有显著差异，直观上已经能够将目标从海杂波中检测出来，即本文提出的这两种检测方法对于实测数据没有虚警现象，因此就没有使用最优检测门限等检测方法对数据做进一步处理。本文在研究中也是主要侧重于研究海杂波和目标数据使用非线性分析体现出的特性差异，以及这种差异体现出的物理机制。

3.5 本章小结

综上所述,海杂波在时间和空间上表现出长期稳定的弱非线性性质,而海面存在的目标会影响这种非线性,使回波表现出更多的线性性质。通过替代数据方法不但可以检验出海杂波的非线性性质,而且可以描述出目标对海杂波非线性性质的影响,进而检测海面弱小目标。这种基于替代数据的检测结果优于文献[46]中提出的分形尺度分析方法,和本文第7章的空间分形特征差异方法结果相近,但新方法无需海杂波区域的先验知识。本章研究揭示了海杂波内在的非线性,在研究中也注意到本文和其他非线性检测方法均是基于大量海杂波数据的统计结果,在实际雷达的目标检测中很难做到实时目标检测,因此下一步的工作是提高该方法的实用性。海杂波具有非线性特性也是本文在第5章和第6章中进一步计算海杂波混沌不变量的前提条件。

第 4 章 海杂波的相空间重构与定性分析

在第 3 章中使用替代数据发现海杂波具有非线性性质，因此有必要使用混沌、分形等非线性理论来对海杂波进行进一步分析。相对于传统上在时域或频域中对时间序列进行分析，基于混沌理论的非线性时间序列处理中，无论是混沌不变量的计算、非线性模型的建立还是基于混沌模型的预测都是在相空间中进行的，因此相空间重构是非线性时间序列处理中非常重要的第一步。本章主要通过相空间重构技术研究了海杂波的重构参数，定性分析了海杂波性质。

4.1 引言

为了从时间序列中提取出更多有用信息，1980 年 Packard 等人提出用时间序列在相空间中重构原始动力系统的两种方法：导数重构法和坐标延迟重构法^[102]。从原理上讲，导数重构和坐标延迟重构都可以进行相空间重构，但就实际应用而言，由于通常不知道混沌时间序列的先验信息，而且从数值计算的角度看，数值微分是一个对误差很敏感的计算，因此混沌时间序列的相空间重构普遍采用坐标延迟的方法^[103]。坐标延迟法的本质是通过一维时间序列 $\{x(n)\}$ 的不同延迟时间 τ 来构造 m 维相空间矢量：

$$\mathbf{X}(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)\} \quad (4.1)$$

1981 年，Takens 等提出嵌入定理：对于无限长、无噪声的 d 维混沌吸引子的标量时间序列 $\{x(n)\}$ ，只要维数 $m \geq 2d + 1$ ，总可以在拓扑不变的意义上找到一个 m 维的嵌入相空间^[104]。Takens 定理保证了可以从一维混沌时间序列中重构一个与原动力系统在拓扑意义下等价的相空间，混沌时间序列的判定、分析与预测都是在这个重构的相空间中进行的，因此相空间重构是混沌时间序列研究的关键步骤^[103]。坐标延迟相空间重构技术有两个关键参数：即延迟时间 τ 和嵌入维 m 。在 Takens 嵌入定理中，对于理想的无限长和无噪声的一维时间序列， τ 和 m 可以取任意值，但实际时间序列都是含有噪声的有限长序列， τ 和 m 不能任意取值，否则会严重影响相空间重构的质量。

有关延迟时间与嵌入维的选取方法，目前主要有两种观点。

一种观点认为两者是互不相关的，可以独立求出延迟时间后再选择合适的嵌入维。求延迟时间 τ 的目的是使时间序列经过时间延迟后可以作为独立坐标使用，常用方法有自相关法^[105]、平均位移法^[105]、复自相关法^[106]和互信息法^[107,108]等。一个好的重构相空间是使重构后的吸引子和系统真正的吸引子尽可能做到拓扑等价，计算最小嵌入维的方法主要有几何不变量法^[109]、伪最临近点法^[110](False Nearest Neighbors, FNN)和FNN的改进形式Cao方法^[111]。

另一种观点认为延迟时间和嵌入维是相关的，两个参数需要同时确定。1996年，Kugiumtzis提出的时间窗长度是综合考虑 τ 和 m 的重要参数^[112]。1999年，Kim等人基于嵌入窗的思想提出了C-C方法，该方法使用关联积分同时估计出延迟时间与嵌入窗^[113]。C-C方法也是进行相空间重构时比较常用的方法，针对该方法的一些缺陷，国内学者提出了相应的改进算法^[114,115]。

以上讨论的相空间重构方法，都是对整个时间序列采用相同的延迟时间和相同的嵌入维，这种重构方式叫做均匀嵌入方式。重构的目标是使重构吸引子和真正吸引子的近似程度达到全局最优。但由于无法得到混沌时间序列关于相空间重构的先验知识，因此上面提到的方法都具有一定的主观性^[116]。目前并没有一种适合各种混沌时间序列的通用相空间重构方法，各种新的重构方法也不断被提出，甚至有学者提出不需要进行重构直接描述系统混沌特征的新方法^[117,118]，但它们的可靠性有待于进一步验证^[119]。均匀嵌入方式仍是目前相空间重构中被广泛使用的方法，虽然这些方法不能适合于所有应用，但基本上能满足求关联维数、Lyapunov指数和Kolmogorov熵等混沌不变量的要求。

相空间重构的另一个目的是建模和预测，此时相空间重构参数和建模、预测方法有关，简单的均匀嵌入方式不再适用，就需要采用不同延迟时间但相同嵌入维的非均匀嵌入，甚至是不同延迟时间和不同嵌入维的变化嵌入方式^[92,120]。此时时间序列的建模、预测和相空间重构就变成一个需要综合考虑的问题。

由于延迟时间的长短和嵌入维的大小对各种混沌不变量的计算结果影响很大，因此找到海杂波在相空间重构时合适的嵌入维和延迟时间就变得特别重要，

不合适的相空间重构参数会造成海杂波性质的错误判别^[80]。Haykin等在证明海杂波具有混沌特性时，主要采用伪临近点法(FNN)求嵌入维^[14]，本文首先根据实验仿真结果说明使用FNN方法求时间序列嵌入维的三个缺陷：

- (1) 受噪声影响嵌入维曲线不单调变化；
- (2) 无法区分数据的性质；
- (3) 主观选择的参数计算出的嵌入维结果不准确。

针对FNN方法受噪声和主观选择参数影响无法求得准确的嵌入维，本文使用FNN方法的改进—Cao方法进行解决^[11]，并采用基于时间窗的C-C方法对结果进行验证^[113]。两种方法求得的海杂波嵌入参数很接近，说明本文的计算结果是比较准确的。FNN方法的另一缺陷是无法区分时间序列是随机的还是确定性的。本文使用Cao方法的 $E2(m)$ 统计量分析海杂波后提出：海杂波时间序列中既有随机性成分也有确定性成分，因此海杂波是否属于混沌现象还需要进一步研究。

以前学者采用混沌模型或随机统计模型为海杂波建模，海杂波时间序列中既有随机性成分也有确定性成分这一观点说明这两种方法只能从一个侧面逼近海杂波的真实特征，也解释了目前大家对海杂波属性进行争论的原因是海杂波的成分比较复杂，单纯认为海杂波是混沌的或者随机的都是不完全的。既然海杂波中有确定性和随机性成分共同存在，那么下一步就应该使用定量方法指出海杂波究竟是否具有混沌性质，是否可以使用混沌模型建模，因此本文在下面章节中做了海杂波非线性性质的定量分析工作，并利用海杂波非线性性质来检测弱小目标。

4.2 独立确定时间序列的延迟时间

延迟时间 τ 是相空间中非常重要的嵌入参数，如果 τ 值太小，则相空间中矢量 $\mathbf{X}(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + m\tau)\}$ 中的任意两个分量 $x(i + j\tau)$ 和 $x(i + (j + 1)\tau)$ 在数值上非常接近，以至于无法区分，从而无法为系统提供两个独立的坐标分量；但如果延迟时间 τ 太大，则两坐标在统计意义上又是完全独立的，混沌吸引子轨迹在两个方向上的投影毫无相关性可言。因此需要选择合适的 τ 值，目前确定 τ 的主要方法有自相关法^[105]、平均位移法^[105]、复自相关法^[106]和互信息法^[107,108]等。

4.2.1 自相关函数法

自相关法为序列相关法的一种，利用自相关函数选取延迟时间后，应尽可能使原序列动力学特征不丢失，同时使得重构后时间序列元素之间的相关性降低。

对于连续变量 $x(t)$ ，其自相关函数(Autocorrelation function)定义为

$$C(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} x(t)x(t+\tau)dt \quad (4.2)$$

其中 τ 是时间的移动值， $C(\tau)$ 表示两时刻(t 和 $t+\tau$)的相互关联程度。当 $x(t)$ 的幅值一定时， $C(\tau)$ 越大，则意味着 $x(t)$ 和 $x(t+\tau)$ 越相似。因此一般 $x(t)$ 和 $x(t+\tau)$ 的自相关函数 $C(\tau)$ 随着 τ 的增加而逐渐变小，直至趋于零。自相关函数法是较早的求延迟时间 τ 的方法，主要是提取序列间的线性相关性。对于混沌时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots$ ，设总点数为 N ，则序列 $\{x_i\}$ 在时间跨度为 τ 时的自相关函数为

$$R_{xx}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i x_{i+\tau} \quad (4.3)$$

使用实际观测数据做出自相关函数随延迟时间 τ 变化的函数曲线，当自相关函数下降到初始值的 $1-1/e$ 时，所得的时间就是重构相空间的延迟时间^[105]。虽然自相关函数是一种简便有效的计算延迟时间方法，但它仅能提取时间序列间的线性相关性。如根据自相关函数法得到的 τ 可分别让 x_i 和 $x_{i+\tau}$ 以及 $x_{i+\tau}$ 和 $x_{i+2\tau}$ 之间不相关，而 x_i 和 $x_{i+2\tau}$ 之间的相关性却可能很强^[112]。

4.2.2 平均位移法

平均位移法(Average Displacement, AD)属于相空间重构几何法，该方法与相关性准则有联系，具有较强的物理意义^[105]。与自相关法求序列时间上相关性不同，Rosenstein等提出的平均位移法是从几何角度来确定延迟时间的。若延迟时间太小，重构后的混沌吸引子会被压缩在主对角线一带，而随着延迟时间的不断增大，吸引子的形状会逐渐展开。求得的 τ 值应保证重构的相空间轨道从相空间主对角线尽可能向外扩展，而又不发生折叠现象，显示出混沌吸引子特征。

对于时间序列 $\{x_i\}$ 按延迟时间 τ 进行相空间重构后, 相空间中相邻两相点 $\mathbf{X}(i)$ 和 $\mathbf{X}(i + \tau)$ 之间的平均距离 $S_m(\tau)$ 可以定义为

$$S_m(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{X}(i + \tau) - \mathbf{X}(i)\| \quad (4.4)$$

若嵌入维数 m 已经确定, 则有:

$$S_m(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^{m-1} (x_{i+j\tau} - x_i)^2} \quad (4.5)$$

$S_m(\tau)$ 随着延迟时间 τ 的增加, 会逐渐从线性增加趋于饱和, 其线性区末端所对应的 τ 值即为最佳延迟时间, 可选择AD法来度量 $S_m(\tau)$ 曲线波形斜率, 第一次降为波形初始斜率 40% 对应的时间即为所求的延迟时间^[105]。AD法的缺点是在总体变化趋势中可能夹有较强的抖动, 具有一定的随机性, 而且该方法仅根据试验结果得到延迟时间, 没有较强的理论基础^[106]。

4.2.3 复自相关法

在分析自相关法和平均位移法的基础上, 林嘉宇等推导出一种较好的求延迟时间方法, 即复自相关法^[106]。复自相关法是将上面两种准则进行折衷的新方法, 其计算复杂度不大, 且具有较好的抗噪能力。

由 AD 法可知, 时间序列 $\{x_i\}$ 在 m 维相空间重构后的平均位移 $\langle S_m^2(\tau) \rangle$ 如下

$$\langle S_m^2(\tau) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=1}^{m-1} (x_{i+j\tau} - x_i)^2 \quad (4.6)$$

其中, N 为观测序列 $\{x_n\}$ 的点数。平均位移 $\langle S_m^2(\tau) \rangle$ 体现了相空间矢量 X_k 离开相空间主对角线的距离。忽略边缘点带来的差别, 可认为 $\sum_{i=0}^{N-1} x_{i+j\tau}^2$ 对 $0 \leq j \leq m-1$ 为常数, 统一记为

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i^2 \quad (4.7)$$

将上式带入(4.6)式为

$$\langle S_m^2(\tau) \rangle = 2(m-1)E - 2 \sum_{j=1}^{m-1} R_{xx}(j\tau) \quad (4.8)$$

其中, $R_{xx}(j\tau)$ 是序列 $\{x_n\}$ 在时间跨度为 $j\tau$ 的自相关函数, 即:

$$R_{xx}(j\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i x_{i+j\tau} \quad (4.9)$$

式(4.8)体现了AD法和自相关法之间的关系, 二维平均位移法和自相关法具有大致相反的波形。由式(4.8), 定义复自相关函数为:

$$R_{xx}^m(\tau) = \sum_{j=1}^{m-1} R_{xx}(j\tau) \quad (4.10)$$

可设 m 维相空间重构的复自相关法为: 选取 $R_{xx}^m(\tau)$ 的第一个零点为延迟时间 τ 。

复自相关法是由 AD 法蜕化而得, 继承了 AD 法在相空间重构几何学的意义, 同时它又可看成是自相关法的高维扩展。复自相关法不但能让 x_i 和 $x_{i+\tau}$ 以及 $x_{i+\tau}$ 和 $x_{i+2\tau}$ 之间不相关, 也保证了 x_i 和 $x_{i+2\tau}$ 之间不相关, 克服了自相关法的缺点。复自相关法具有较明确的理论依据, 可作为延迟时间选择的相关准则和相空间几何准则之间的桥梁, 但该方法并不常用, 对各种时间序列的有效性还需要进一步研究。

4.2.4 互信息法

自相关法本质是一种线性的方法, 适合于判断线性相关性, 而混沌系统是一个非线性系统, 针对自相关法求混沌时间序列延迟时间的局限性, Fraser和Swinney提出用互信息来判断系统的非线性相关性^[107]。

考虑两个离散信息系统 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 构成的共同系统。由信息论, 从两个系统测量中所获得的平均信息量, 即信息熵分别为:

$$\begin{aligned} H(S) &= -\sum_{i=1}^n P_i(s_i) \log_2 P_i(s_i) \\ H(Q) &= -\sum_{j=1}^m P_j(q_j) \log_2 P_j(q_j) \end{aligned} \quad (4.11)$$

其中, $P_s(s_i)$ 和 $P_q(q_j)$ 分别为 S 和 Q 中事件 s_i 和 q_j 的概率。

在给定 S 的情况下, 可得到的关于系统 Q 的信息, 称为 S 和 Q 的互信息:

$$I(Q, S) = H(Q) - H(Q | S) \quad (4.12)$$

其中

$$H(Q | s_i) = - \sum_j \left[P_{sq}(s_i, q_j) / P_s(s_i) \right] \log \left[P_{sq}(s_i, q_j) / P_s(s_i) \right] \quad (4.13)$$

因此有

$$I(Q, S) = \sum_i \sum_j P_{sq}(s_i, q_j) \log_2 \left[\frac{P_{sq}(s_i, q_j)}{P_s(s_i) P_q(q_j)} \right] \quad (4.14)$$

其中, $P_{sq}(s_i, q_j)$ 为事件 s_i 和事件 q_j 的联合分布概率。

定义 $[s, q] = [x(t), x(t + \tau)]$, 即 s 代表时间序列 $x(t)$, q 为其延迟时间为 τ 的时间序列 $x(t + \tau)$, 则 $I(Q, S)$ 显然是与延迟时间有关的函数, 记为 $I(\tau)$ 。 $I(\tau)$ 的大小代表了在已知系统 S 即 $x(t)$ 的情况下, 系统 Q 也就是 $x(t + \tau)$ 的确定性大小。 $I(\tau) = 0$, 表示 $x(t + \tau)$ 完全不可预测, 即 $x(t)$ 和 $x(t + \tau)$ 完全不相关; 而 $I(\tau)$ 的极小值, 则表示了 $x(t)$ 和 $x(t + \tau)$ 是最大可能的不相关, 因此重构时使用 $I(\tau)$ 的第一个极小值作为最优延迟时间。

互信息的关键问题是联合分布概率 $P_{sq}(s_i, q_j)$ 的计算, Fraser 和 Swinney 采用的是等概率递推的方法, 其划分与计算都很复杂, 杨志安等提出了等间距格子法, 计算相对简便^[108]。互信息法提出后, 由于可以度量时间序列的非线性相关性, 因此不但在计算最优延迟时间中被广泛采用, 也大量应用于判定两个非线性序列的相关性, 是目前公认的能够准确判断延迟时间的主流方法^[103], 因此在本文计算海杂波延迟时间时, 主要采用互信息方法。

4.3 独立确定时间序列的嵌入维数

选择嵌入维数的目的是使原始吸引子和重构吸引子拓扑等价, 需要选择合适的嵌入维数, 既保证能准确计算各种混沌不变量, 又尽量降低计算量和噪声的影响。如果 m 选得过小, 吸引子会发生折叠甚至在某些地方会出现自相交, 某些区域的较小邻域内会包含吸引子不同轨道上的点, 重构吸引子的形状和原始吸引子完全不同。如果 m 选得过大, 虽然此时理论上讲是可行的, 吸引子的几何结构被完全打开, 但这样一方面增大了计算量, 另一方面噪声的影响也被放大。

4.3.1 几何不变量法

关于最小嵌入相空间维数, Taken等从理论上证明了当 $m \geq 2d + 1$ 时可获得一个吸引子的嵌入^[104], 其中 d 是吸引子的分形维数, 但这只是一个充分条件, 对实测时间序列选择嵌入维 m 没有太大帮助。实际常用的方法是可以反复计算吸引子的某些几何不变量(如关联维数 D_2 等), 选择好延迟时间 τ 后逐渐增加 m , 不断计算不变量直到它们停止变化为止。从理论上讲, 由于这些不变量具有吸引子的几何性质, 当 m 大于最小嵌入维数时, 几何结构被完全打开, 此时这些不变量与嵌入维数无关, 于是选择吸引子的几何不变量停止变化时的嵌入维为重构的相空间维数^[109]。但几何不变量法需反复计算不变量, 对于较长时间序列而言计算量较大, 另外该方法对于实际数据也易受噪声影响。

4.3.2 伪最邻近点法

从几何的观点看, 混沌时间序列是高维混沌运动轨迹在一维空间上的投影, 在整个投影的过程中, 混沌运动的轨迹会被扭曲。因此高维相空间中并不相邻的两点投影在一维空间轴上有可能变成相邻的两点, 即虚假(伪)邻点, 这就是混沌时间序列呈现出无规律的原因。重构相空间, 实际上就是从混沌时间序列中恢复混沌运动的轨迹, 随着嵌入维数 m 的增大, 混沌运动的轨道就会逐渐打开, 虚假(伪)邻点也会逐步被剔除, 从而混沌运动的轨迹得到恢复, 这个思想就是伪最邻近点法(False Nearest Neighbors, FNN)的出发点^[110]。

在 d 维相空间中, 每一个相点矢量为 $\mathbf{X}(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (d - 1)\tau)\}$, 都有一个某距离内的最邻近点 $\mathbf{X}^{NN}(i)$, 其距离为

$$R_d(i) = \|\mathbf{X}(i) - \mathbf{X}^{NN}(i)\| \quad (4.15)$$

当相空间的维数从 d 维增加到 $d + 1$ 维时, 这两个相点的距离就会发生变化, 两者的距离成为 $R_{d+1}(i)$ 且有

$$R_{d+1}^2(i) = R_d^2(i) + \|x(i + \tau d) - x^{NN}(i + \tau d)\|^2 \quad (4.16)$$

如果 $R_{d+1}(i)$ 比 $R_d(i)$ 大很多, 可以认为这是由于高维混沌吸引子中两个不相邻的点投影到低维轨道上时变成相邻的两点造成的, 因此这样的邻近点是虚假的, 令

$$a_1(i, d) = \frac{\|x(i + \tau d) - x^{NN}(i + \tau d)\|}{R_d(i)} \quad (4.17)$$

若 $a_1(i, d) > R_r$ ，则 $\mathbf{X}^{NN}(i)$ 是 $\mathbf{X}(i)$ 的虚假最临近点，阈值 R_r 可在 $[10, 50]$ 之间选取。

对于含噪的有限长度数据，也可加入如下法则判断，若

$$R_{d+1}(i)/R_A \geq 2 \quad (4.18)$$

则 $\mathbf{X}^{NN}(i)$ 是 $\mathbf{X}(i)$ 的虚假最临近点，其中

$$R_A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(i) - \bar{x}], \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \quad (4.19)$$

对于实测时间序列，从嵌入维数的最小起始值开始，计算虚假最临近点的比例，然后增加 d ，直到虚假最临近点的比例小于某一值或者虚假最临近点不再随着 d 的增加而减少时，可以认为混沌吸引子已经完全打开，此时 d 为嵌入维数。

4.3.3 伪最邻近点法的缺陷

在确定相空间嵌入维数时，伪最邻近点法(FNN)曾被认为是最有效的方法之一。Haykin在计算海杂波的非线性不变量进行相空间重构时，主要也是采用这种方法。但后来学者发现FNN算法具有一些缺点，比如对信号中含有的噪声敏感，伪临近点的数目会随着噪声的影响而起伏，不进行单调变化^[11]。

Lorenz系统是一个典型的混沌系统，它的微分方程形式如下

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = 16(y - x) \\ \frac{dy}{dt} = 45.92x - y - xz \\ \frac{dz}{dt} = -4z + xy \end{cases} \quad (4.20)$$

图4.1是使用FNN求Lorenz方程在幅度为 $[-L, L]$ 的均匀噪声背景下的嵌入维曲线，将 L/R_A 的值由 0 逐步增大到 1，其中 R_A 如式(4.19)形式定义。可以看出随着噪声的增大，FNN的值并不随着嵌入维的增大而单调递减接近于零，而是随着噪声的增大而伴有起伏现象。FNN的这一特性可以用来估计已知确定性混沌信号中的噪声

水平^[121]，但对于性质未知的信号，FNN算法无法区分待测信号是带有噪声的确定性信号还是随机信号^[111]。

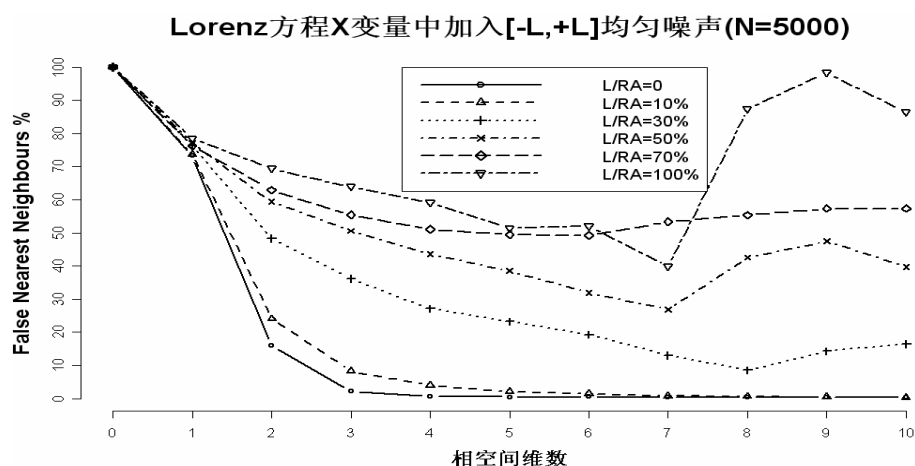


图4.1 FNN方法求Lorenz系统在不同噪声下的嵌入维

Fig. 4.1 Embedding dimension curve of Lorenz system by FNN method with different noises

图4.2为伪临近点法求相关K分布噪声、低海情I通道海杂波和加入 20%均匀噪声的Lorenz方程嵌入维曲线图。Lorenz方程是确定性的低维混沌信号，而相关K分布噪声是随机信号，两者性质完全不同。海杂波是性质未知的信号，但如图4.2所示，三种信号的FNN曲线很相似，无法根据曲线对信号的性质进行区分。

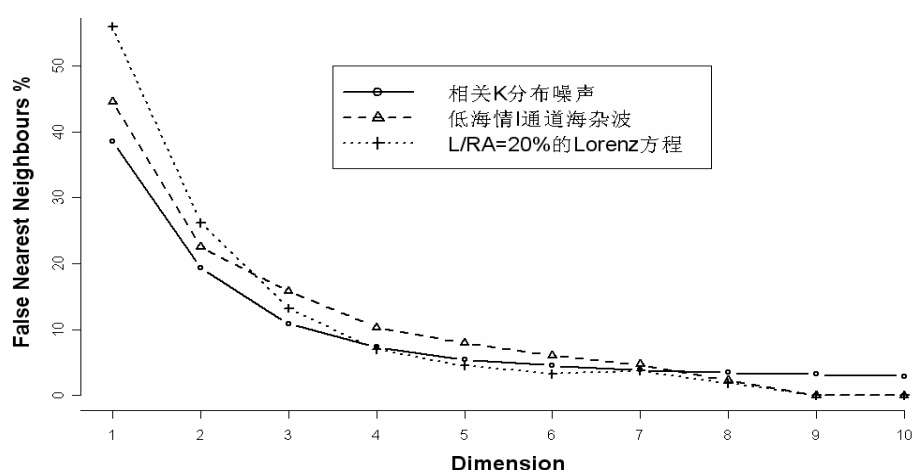


图4.2 FNN法求不同信号的嵌入维曲线（5000 点）

Fig. 4.2 Embedding dimension curve of different signals by FNN method (N=5000)

使用FNN法求取嵌入维还需要主观选择参数 R_{tol} 、 A_{tol} 和FNN百分比门限值，Kennel将它们分别定义为^[110]：

$$\sqrt{\frac{R_{m+1}^2(i) - R_m^2(i)}{R_m^2(i)}} > R_{tol} \quad (4.21)$$

$$R_{m+1}(i)/R_A > A_{tol} \quad (4.22)$$

$$a_1(i, m) > \text{FNN百分比门限} \quad (4.23)$$

下面仅以 R_{tol} 为例研究主观选择参数对FNN计算嵌入维的影响，图4.3为使用不同的 R_{tol} 值求低海情I通道海杂波数据的嵌入维曲线。如图所示，若取相同的FNN百分比门限（如5%，它也为主观选择），不同 R_{tol} 值求得的嵌入维也有较大差异。

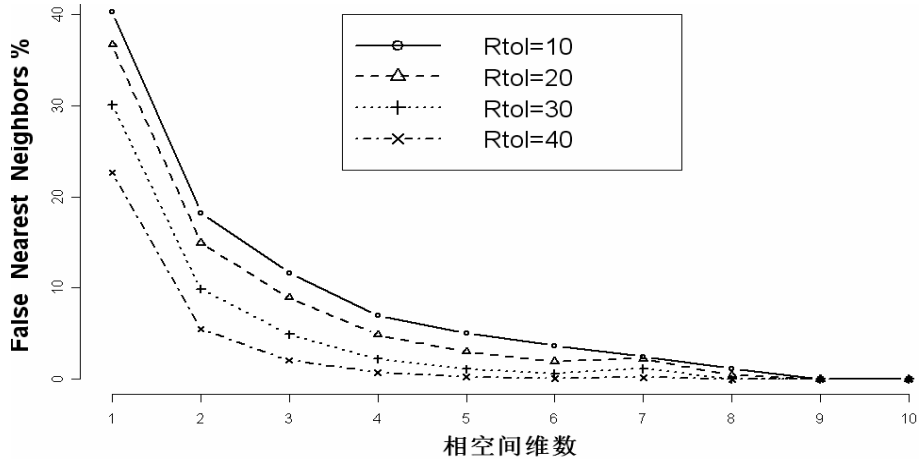


图4.3 不同 R_{tol} 值下FNN法求得的低海情I通道海杂波的嵌入维曲线（5000 点）

Fig. 4.3 Embedding dimension curve of low sea state data by FNN method with different R_{tol} values

由以上的仿真实验结果可知，使用FNN方法求海杂波嵌入维有如下缺陷：噪声影响嵌入维曲线不单调变化；主观参数影响嵌入维的结果和无法区分数据性质。Haykin等在证明海杂波是混沌时间序列时，主要采用FNN法求嵌入维，因此他计算得到的嵌入参数是不准确的，最终导致混沌不变量的错误估计^[80]。

4.3.4 Cao 方法—伪最邻近点法的改进

针对FNN算法的缺点，Cao Liangyue提出改进的FNN算法（Cao方法），该方法主要有以下优点^[11]：

- (1) 计算时只需要延迟时间 τ 一个参数
- (2) 能够有效区分随机信号和确定性信号
- (3) 使用较小的数据量就可以求得嵌入维

将公式(4.17)代入 $R_d(i)$ 后为如下形式：

$$a_1(i, d) = \frac{\|x(i + \tau d) - x^{NN}(i + \tau d)\|}{\|\mathbf{X}_d(i) - \mathbf{X}_d^{NN}(i)\|} \quad (4.24)$$

Cao Liangyue 将上式改写为

$$a_2(i, d) = \frac{\|\mathbf{X}_{d+1}(i) - \mathbf{X}_{d+1}^{NN}(i)\|}{\|\mathbf{X}_d(i) - \mathbf{X}_d^{NN}(i)\|} \quad (4.25)$$

其中 $\mathbf{X}_d(i)$ 和 $\mathbf{X}_d^{NN}(i)$ 为 d 维空间的第 i 个向量和它的最临近点， $\mathbf{X}_{d+1}(i)$ 和 $\mathbf{X}_{d+1}^{NN}(i)$ 是 $d+1$ 维相空间的第 i 个向量和它的最临近点。

$$\begin{aligned} \text{定义} \quad E(m) &= \frac{1}{N - m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} a_2(i, m) \\ E1(m) &= E(m+1) / E(m) \end{aligned} \quad (4.26)$$

如果时间序列是确定的，则嵌入维是存在的，即 $E1(m)$ 将在 m 大于某一特定值 m_0 后不再变化。若时间序列是随机信号，则 $E1(m)$ 应逐渐增加，但在实际应用中，对有限长序列，很难判断出 $E1(m)$ 究竟是在缓慢变化还是已经稳定，因此补充一个判断准则为

$$\begin{aligned} E^*(m) &= \frac{1}{N - m\tau} \sum_{i=1}^{N-m\tau} |x(i + m\tau) - x^{NN}(i + m\tau)| \\ E2(m) &= E^*(m+1) / E^*(m) \end{aligned} \quad (4.27)$$

对于随机序列，数据间没有相关性， $E2(m)$ 将始终为1；对于确定性序列，相关关系是依赖于嵌入维 m 值变化的，因此总存在一些 m 值使得 $E2(m)$ 不等于1。

4.4 同时确定嵌入维和延迟时间的时间窗方法

在上面4.2和4.3节中分析了单独选取延迟时间 τ 和嵌入维数 m 的方法,还有一种观点认为 τ 和 m 是相互依赖的,在进行相空间重构时只需保证时间窗 $\tau_w = (m-1)\tau$ 不变即可^[112-115]。这种方法可以同时确定嵌入维和延迟时间,比较有代表性的算法是Kugiumtzis提出的时间窗长度^[112]和Kim等人提出的C-C方法^[113],国内学者也对C-C方法作了进一步改进^[114,115]。

4.4.1 时间窗长度

1996年,Kugiumtzis提出延迟时间 τ 的选取不应该独立于嵌入维数 m ,而应该依赖延迟时间窗口^[112]

$$\tau_w = (m-1)\tau \quad (4.28)$$

具体算法为首先根据时间序列的波动求出平均轨道周期 τ_p ,如果时间序列没有明显的平均周期,则将数据经过滤波以后再求平均周期 τ_p 。在保证嵌入维 m 大于序列本身关联维数 d 的前提下,固定 τ_w 值后依据式(4.28)变换 τ 和 m 的值,使用关联维数作为验证指标,逐渐改变 τ_w 大小来确定最优的时间窗长度。经过多次试验发现在一定时间窗长度下,大致为 $\tau_w \geq \tau_p$,只要 τ 和 m 的值满足式(4.28),最后求出的关联维数就保持不变。

虽然时间窗长度方法的计算量较大,另外很难找到复杂时间序列的平均周期 τ_p ,而滤波方法求得的值只是一种主观近似值。但该方法表明, τ 和 m 的选取是有联系的,求 τ 和 m 的方法可理解为:确定延迟时间 τ 确保时间序列各成分相互依赖,虽不依赖于 m 但影响 m 的选择;而时间窗口 τ_w 依赖于 m ,且 τ_w 随着 m 变化。

4.4.2 C-C 方法

1999年,Kim等提出了C-C方法^[122],该方法延续了时间窗口概念,先定义关联积分,再构造统计量 $S_1(m, N, r, t)$,依据BDS统计结论确定 m, N, r 的合适取值范围,实际计算中利用 $S_2(m, N, r, t) \sim t$ 等统计量,实现最优时延 τ_d 与嵌入窗 τ_w 的估计。

τ_s 指时间序列的采样间隔, $\tau_d = t\tau_s$ 指时间序列的最优延时, $\tau_w = (m-1)\tau_d$ 指延迟时间窗口, τ_p 是平均轨道周期($\tau_w \geq \tau_p$), $\tau(\tau = t)$ 为延迟时间的数值, m 是嵌入维数, N 是数据组的大小, 数据点数为 $M = N - (m-1)\tau$, 则重构相空间中嵌入时间序列 $Y(i)$ 的关联积分定义为:

$$C(m, N, r, t) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} \theta(r - d_{ij}) \quad (4.29)$$

其中

$$r > 0, \quad d_{ij} = \|Y_i - Y_j\|_{\infty}, \quad \theta(z) = \begin{cases} 0 & z < 0 \\ 1 & z \geq 0 \end{cases} \quad (4.30)$$

关联积分是一个累积分布函数, 表示相空间中任意两点之间距离小于半径 r 的概率, 这里点与点之间的距离用矢量之差的无穷范数表示。定义检测统计量为

$$S_1(m, N, r, t) = C(m, N, r, t) - C^m(1, N, r, t) \quad (4.31)$$

上式在实际计算时, 需要先把时间序列 $\{x(n)\}$ 拆分为 t 个不相交的子序列, 长度均为 $N_s = N/t$, t 为延迟时间

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_1 &= \{x_1, x_{t+1}, \dots, x_{N-t+1}\} \\ \mathbf{X}_2 &= \{x_2, x_{t+2}, \dots, x_{N-t+2}\} \\ &\dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \mathbf{X}_t &= \{x_t, x_{2t}, \dots, x_N\} \end{aligned} \quad (4.32)$$

然后将式(4.31)采用分块平均策略, 计算每个序列的 $S(m, N, r, t)$ 为

$$S_2(m, N, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t [C_s(m, \frac{N}{t}, r, t) - C_s^m(1, \frac{N}{t}, r, t)] \quad (4.33)$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, $S_2(m, r, t) = \frac{1}{t} \sum_{s=1}^t [C_s(m, r, t) - C_s^m(1, r, t)], (m = 2, 3, \dots)$ (4.34)

如果时间序列是独立同分布的, 那么对固定的 m 和 t , 当 $N \rightarrow \infty$ 时, 对于所有的 r 均有 $S_2(m, r, t)$ 恒等于零。但实际时间序列是有限长且元素时间存在相关性, 因此实际得到的 $S_2(m, r, t)$ 一般不为零。 $S_2(m, r, t) \sim t$ 反映了时间序列的自相关特性, 仿照求时延的自相关算法, 最优时延 τ_d 可取 $S_2(m, r, t) \sim t$ 的第一个零点, 或者取 $S_2(m, r, t) \sim t$ 对所有半径 r 相互差别最小的时间点, 此时重构相空间中的点最

接近均匀分布，重构吸引子的轨道在相空间中完全展开。选择对应值最大和最小的两个半径 r ，定义差量为

$$\Delta S_2(m, t) = \max\{S_2(m, r_j, t)\} - \min\{S_2(m, r_j, t)\} \quad (4.35)$$

上式度量了 $S_2(m, r, t) \sim t$ 对所有半径 r 的最大偏差，所以局部最大时间 t 应该是 $S_2(m, r, t)$ 的零点和 $\Delta S_2(m, t)$ 的最小值，最优延迟时间 τ_d 对应着这些局部最大时间 t 中的第一个。

根据几种重要渐近分布的数学统计结果表明：当 $2 \leq m \leq 5$ ， $\frac{\sigma}{2} \leq r \leq 2\sigma$ ， $N \geq 500$ 时， σ 指时间序列的均方差或标准差。渐近分布可以通过有限序列很好的近似，并且 $S_2(m, N, r, 1)$ 能代表序列的相关性。这里的 σ 指时间序列的均方差或标准差，需要重构时间序列时，一般取 $N = 3000$ 以上为好。因为 $S(m, N, r, 1)$ 研究的是时间序列的非线性独立性，所以增大 N 是没有必要的，在计算延迟时间和嵌入维时，取 $N = 3000$ ， $m = 2, 3, 4, 5$ ， $r_i = \frac{i\sigma}{2}$ ， $i = 1, 2, 3, 4$ 。定义三个统计量为

$$\bar{S}_2(t) = \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S_2(m, r_j, t) \quad (4.36)$$

$$\Delta \bar{S}_2(t) = \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S_2(m, t) \quad (4.37)$$

$$S_{2cor}(t) = \Delta \bar{S}_2(t) + |\bar{S}_2(t)| \quad (4.38)$$

在上面三式中，C-C 方法取 $\bar{S}_2(t)$ 的第一个零点或 $\Delta \bar{S}_2(t)$ 的第一个极小值作为时间序列独立的第一个局部最大值，即最优延迟时间 τ_d 。并综合 $\bar{S}_2(t)$ 和 $\Delta \bar{S}_2(t)$ ，取 $S_{2cor}(t)$ 的全局最小值作为时间序列的时间窗口长度： $\tau_w = (m - 1)\tau_d$ 。

时间窗口长度和C-C方法的优势是能同时确定 τ 和 m ，但它们都是实践方法，还缺乏必要的理论根据。陆振波等针对C-C方法存在几点不足，提出减小数据量和获得稳定时间窗口的改进方法^[115]。另外徐自励等提出对时间序列采用分段处理的简便方法来消除原C-C方法的不稳定性，也取得一定的效果^[114]。

4.4.3 海杂波的相空间重构参数

本文在分析海杂波相空间重构时，以IPIX雷达数据库中的典型高海情数据和低海情数据为研究对象。高海情数据是IPIX Dartmouth海杂波数据库中的#269 数据中的第3个距离门上的回波。低海情数据是该数据库中的#287 数据中的第5个距离门上的回波^[87]。两段数据的极化方式均为VV形式，I通道和Q通道数据一起保存为二进制形式。每段数据长度为131072个数据点，为了分析海杂波在不同海情条件下的性质，分别分析高低海情的I通道、Q通道和双通道提取出的幅度数据。

表4.1 海杂波数据的嵌入维和延迟时间（5000点）

Tab. 4.1 Embedding dimension and delay time of sea clutter (N=5000)

海杂波 \ 嵌入参数	互信息和Cao方法			C-C方法		
	延迟时间	嵌入维	时间窗	延迟时间	嵌入维	时间窗
低海情 I 通道	11	7	66	12	7	74
低海情 Q 通道	11	7	66	13	7	80
低海情幅度数据	11	8	77	12	7	72
高海情 I 通道	3	8	21	3	7	22
高海情 Q 通道	3	8	21	3	7	22
高海情幅度数据	12	9	96	11	10	98

在本文中采用两种方法计算海杂波的嵌入参数。方法1为互信息和Cao方法，方法2为C-C方法。使用互信息方法求得的延迟时间和使用Cao方法求得的嵌入维如表4.1的左侧所示，其中互信息和Cao方法的时间窗是通过式(4.28)求得的。表4.1的右侧是使用C-C方法求得的嵌入参数，C-C方法的延迟时间也是通过式(4.28)求得的。通过表4.1结果的比较可知，方法1（互信息和Cao方法）和方法2（C-C方法）求得的各种状态下的海杂波时间序列的嵌入参数有一些差异，但大致上是相似的。两种方法互相验证，证明本文求得的延迟时间和嵌入维是比较准确的，为下一步计算混沌不变量打下基础。

4.5 基于Cao方法定性分析海杂波性质

Cao方法除了可以比较准确求得时间序列的嵌入维以外，还可以判别时间序列的性质。对于随机序列，数据间没有相关性，即不具备可预测性，因此 $E2(m)$ 将始终为1；对于确定性序列，数据点之间的相关关系是依赖于嵌入维 m 变化的，总存在一些 m 值使得 $E2(m)$ 不等于1^[11]。

下面以仿真实例来说明Cao方法如何判别时间序列是随机的还是确定的。图4.4为多种随机噪声的 $E1(m)$ 和 $E2(m)$ 的变化曲线，根据 $E1(m)$ 的值随着嵌入维的增加而逐渐趋近于1，可以求得时间序列的嵌入维大小。随机数据间没有相关性， $E2(m)$ 的值恒等于1，即 $E2(m)$ 不随着的嵌入维 m 值的增加而波动，这些信号是随机噪声这一特性也被识别出来。

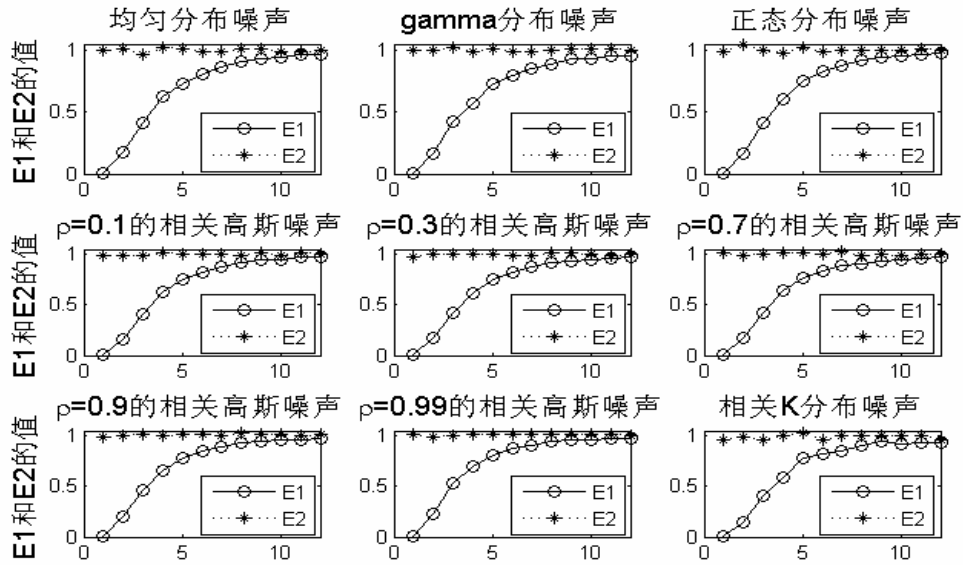


图4.4 多种噪声的Cao方法结果($\tau = 1$)

Fig. 4.4 Cao method results of different noises ($\tau = 1$)

混沌信号是一种貌似随机的确定性信号，从性质上看，它是一种确定性信号。但混沌信号在进行时间序列分析时往往看似是随机的，尤其是相关噪声的非线性不变量往往和真正的混沌信号是相似的。目前争论海杂波是否属于混沌现象的主

要原因也是没有一个合适的方法辨别出海杂波的性质，因此找到合适的方法判别海杂波是确定的混沌信号还是真正的随机信号是非常重要的。Cao方法中 $E2(m)$ 统计量的起伏程度，可以作为信号中确定性成分的度量，图4.5为Lorenz混沌方程在不同强度均匀噪声背景下使用Cao方法确定嵌入维时表现的特性。由图可知，不含噪声的Lorenz方程的 $E2(m)$ 随着 m 值的增加由零逐步增长到1，表现出确定性。当Lorenz系统中的噪声幅度逐步增大时， $E2(m)$ 的波动范围越来越小，序列表现出的随机性越强，因此 $E2(m)$ 的波动范围可以度量时间序列确定性的程度。

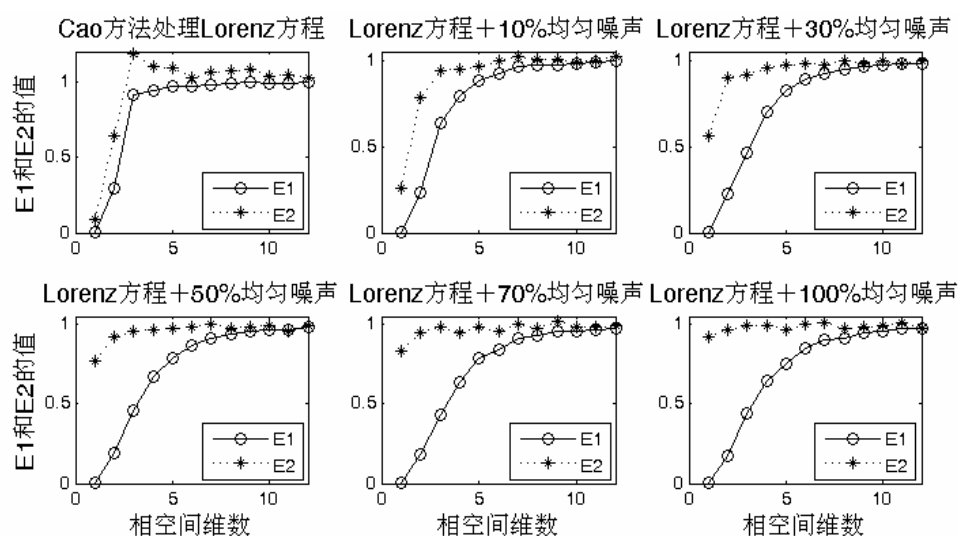


图4.5 不同噪声强度下Lorenz方程的Cao方法结果

Fig. 4.5 Cao method results of Lorenz equation with different intensive noises

下面分析一下如何使用Cao方法来定性分析海杂波性质。图4.6是使用Cao方法求得的海杂波嵌入维曲线，可以看到它们的 $E2(m)$ 均不恒等于1， $E2(m)$ 的值随着嵌入维 m 的变化而产生波动，说明实际海杂波含有一些确定性的成分。另外根据图4.4和图4.5的仿真实验， $E2(m)$ 的起伏程度可以作为信号中确定性成分的度量。噪声的幅度越大， $E2(m)$ 的波动范围越来越小，序列表现出的随机性越强。因此在图4.6中的高海情状态下的海杂波具有更强的随机性，低海情的海杂波具有较多的确定性，这一点也符合研究学者对海杂波的认识。

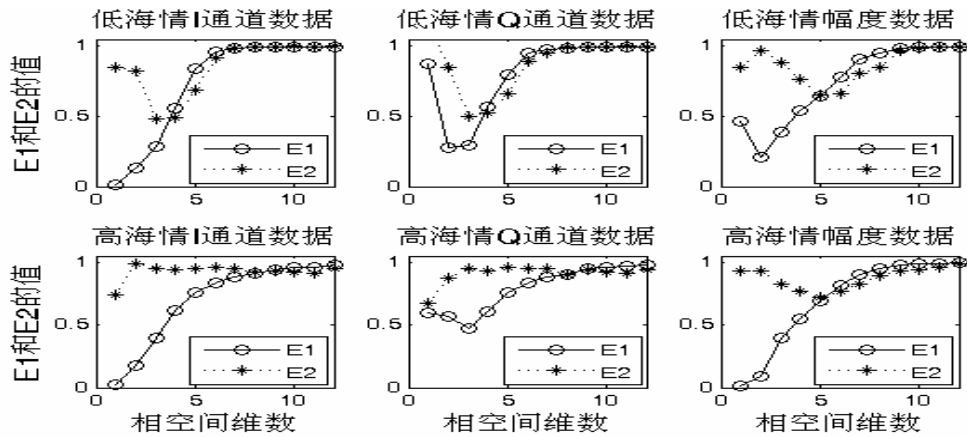


图4.6 海杂波的Cao方法结果（5000点）

Fig. 4.6 Cao method results of different sea clutter data (N=5000)

由图4.6的结果，可以定性看出：海杂波时间序列中既有确定性的成分，也有随机性的成分。本章的研究结论也验证了本文第二章分析的海杂波幂率敏感性，说明单纯认为海杂波是确定性的混沌模型，或者单纯使用随机模型为海杂波建模都是不完全的。海杂波的性质鉴别是一个非常重要的问题，不同性质的序列对应不同的分析和建模方法。海杂波的统计模型默认海杂波是随机的，不具有确定性，海杂波只能通过无穷自由度的系统来描述，只能找到该系统的统计规律。海杂波的混沌模型默认海杂波为确定性的，海杂波系统实际上是仅具有几个自由度的非线性系统，通过几个参量就可以描述出海杂波性质。

从本章的研究中可以看出，两种建模方法都仅揭示了海杂波的一方面特性，鉴于如果海杂波满足混沌模型，海杂波描述和目标检测相对于统计模型会更简单，因此在下面两章的研究中，本文使用非线性分析方法来判断海杂波时间序列究竟是以随机的成分为主还是以混沌信号的确定性为主，或者说判断海杂波的确定性成分是否满足混沌模型对海杂波建模的要求。应当指出，纯粹的混沌信号或纯粹的随机信号在实际序列中并不多见，大量的实际序列中可能既有确定性的成分，也有随机性的成分，因此本文对海杂波的研究对于实际信号的判别具有普遍的意义，可为其他时间序列的处理提供借鉴。

4.6 本章小结

本章指出相空间重构对于海杂波非线性分析的重要性, 分析了计算相空间重构参数的常用方法。使用互信息法和 Cao 方法求得海杂波的延迟时间和嵌入维, 并使用 C-C 方法对结果进行了验证, 正确地选取嵌入维和延迟时间是进行海杂波序列进行混沌分析的第一步。使用 Cao 方法, 不仅改进了伪临近点法计算海杂波嵌入维的缺陷, 而且还利用 $E2(m)$ 作为统计量定性分析了海杂波的性质, 得出海杂波由确定性和随机性成分共同构成的结论。本章中准确求得的嵌入参数也为下面章节计算海杂波各种混沌不变量, 判别海杂波性质打下坚实基础。

第 5 章 海杂波的关联维数

时间序列经过相空间重构后，就可以通过计算混沌不变量来判断其是否具有混沌特性。常用的混沌不变量有关联维数^[81]、Kolmogorov熵^[123]和Lyapunov指数^[124]等。虽然混沌系统具有初始值敏感性，不同的初始值对应不同的时间序列，但是对于固定参数的混沌系统，上面提到的几种参量是不变的，因此被称为不变量，其中广泛使用的就是关联维数和最大Lyapunov指数。关联维数是混沌时间序列在相空间中的几何不变量，描述的是混沌系统的分形特征。

5.1 引言

关联维数是一种分形维数的定义，虽然混沌是非周期与非随机的动力学过程，表面上看混沌系统和研究不平滑、不可微分几何结构的分形学没有联系，但大量研究表明，混沌时间序列构造的奇怪吸引子就是分形集，因此分形维数是刻画动力系统是否具有混沌特征的定量指标之一。

1983 年，Grassberger和Procaccia基于坐标延迟法，提出了关联积分的概念和计算公式，该方法适合从实际时间序列来计算混沌吸引子的维数，被称作G-P算法^[81]。G-P法计算关联维数是混沌时间序列研究中的一个重要突破，从此对混沌时间序列的研究不仅仅局限于已知的混沌系统，也扩展到实测混沌时间序列，从而为混沌时间序列研究进入实际应用开辟了一条道路^[103]。

对于海杂波数据，国内外许多学者使用G-P关联维数作为统计量来判别海杂波是否具有混沌特征^[30,31,132]。本章研究发现，G-P方法计算得到的关联维数只适用于不含噪声（或少量噪声）的混沌数据分形维数的度量，对于含有较大噪声的混沌数据计算出的关联维数与理论值相差很大。对于含有噪声的未知性质数据，如海杂波等，无法判别出该数据是否具有混沌属性。本文也使用了G-P算法改进方法高斯核关联维数，尽管该方法具有良好的抗静态（观测）噪声的性能，但由于海杂波中含有动态噪声和静态噪声，数据性质比较复杂，高斯核关联函数仍然无法确定海杂波性质。因此，在本章中使用G-P和高斯核两种方法计算海杂波的关联维数，

都发现海杂波时间序列中的动态和静态噪声严重影响关联维数的计算，不能使用关联维数这一不变量来判断出海杂波是否具有混沌特性。

5.2 常用分形维数的定义和计算方法

在以往的生产实际和科学研究中，人们用来描述客观世界的几何学是欧几里德几何学，以及解析几何、射影几何、微分几何等。它们能有效地对人为设计的规则形体进行描述，是千百年来生产实践的有力工具。但随着科学发展，人们发现用传统几何学并不能包罗万象的描述大自然中所有的现象，如海岸线、山形、河川、岩石、裂谷、树木、云团、闪电等等。因此在20世纪70年代，Mandelbrot为了表征复杂图形和复杂过程，首先将分形(Fractal)引入自然科学领域，它的原意是不规则的、支离破碎的。

虽然数学家Hausdorff于1919年就提出了分数维的概念，但对集合维数性质的研究直到20世纪70年代才引起学术界的重视。Mandelbrot于1975年指出，Hausdorff维数严格大于其拓扑维数的集合为分形集，简称为分形^[125]。但这仅仅是最初的定义，不仅很不严格，也缺乏可操作性。而后在1986年，Mandelbrot给出分形的另一种定义：其组成部分以某种方式与整体相似的形体叫分形。后一种定义突出了相似性的作用，反映了自然界中广泛存在的基本属性：局部与局部，局部与整体具有统计意义上的相似性。另外Falconer也从数学角度对分形进行过更详细的描述，但分形至今仍然没有能够为人们所接受的严格定义^[126]。

虽然分形本身的定义不明确，但由于分形维数直观上与物体表面的粗糙程度相吻合，而自然界中不同物体的粗糙度有很大差别，因此可用分形维数作为区分不同类别物体的有效参数。由于分形维数反映了人们对物体表面粗糙程度的感受，同时又具有尺度变换不变性等优异性质，因而如何准确地估计分形维数成为关键问题。在分形研究中，已经提出了许多关于维数的概念。常见的有相似维、Hausdorff维、分形维、容量维、信息维、李亚普诺夫维数、盒维数、拓扑维数和广义维数等^[127]。下面简要分析几种常用分形维数的定义和计算方法。

(1) 容量维数 D_C

假定要考虑的对象是 d 维欧几里得空间 R^d 中的有界集合。用半径为 ε 的 d 维球包覆其集合时, 假定 $N(\varepsilon)$ 是球的个数最小值。容量维数 D_C 可用下式来定义^[125,127]:

$$D_C = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log(1/\varepsilon)} \quad (5.1)$$

此定义与 Hausdorff 维数 D_H 很相近, 但在 Hausdorff 维数中, 把球的大小作为比 ε 还小的任意球, 如果把它加以限定就为容量维数。 D_C 和 D_H 一般具有如下关系: $D_C \geq D_H$ 。 Hausdorff 和容量维数的定义在数学上都是很严密的, 但却不适合实际应用。两者在定义中都把包覆球的半径的极限考虑为趋近于 0 的无穷小, 这在实际测定中是达不到的, 因此实际中广泛使用的是便于计算的盒维数。

(2) 计盒维数 D_B

计盒维数 (或盒维数) 是应用最广泛的维数之一, 它的普遍应用主要是由于这种维数的数学计算及经验估计相对容易一些。由前面容量维数的定义, 它提示了一种测量分形的方法。若取边长为 ε 的小盒子, 把所研究的对象覆盖起来。由于分形内部有各种层次的空洞和缝隙, 有些小盒子会是空的。数一数有多少盒子不是空的, 把这个数目记为 $N(\varepsilon)$ 。然后缩小盒子的尺寸 ε , 所数得的 $N(\varepsilon)$ 自然要增大。根据前面的定义, 只要在双对数坐标纸上画出 $\ln N(\varepsilon)$ 对 $\ln \varepsilon$ 的曲线, 其直线部分的斜率就是此分形对象的计盒维数 D_B 。

对于时间序列, 以下是它的计算步骤^[10,63,64]:

- (1) 选择一个长度为 N 的时间序列信号 $F(n)$, 将它的幅度和时间轴归一化后放入一正方形内, 如图5.1所示。
- (2) 选取一些边长为 ε_m , $m = 1, 2, \dots, M$ 的方格网, 每个小正方形称为盒子, 用盒子去覆盖单位正方形。然后数一下每种尺寸的 ε_m 盒子与 $F(n)$ 相交的个数 $N_m(\varepsilon)$ 。

- (3) 如果待求时间序列信号是一种分形信号, 则双对数坐标系上 $\ln N(\varepsilon)$ 对 $\ln \varepsilon$ 为一直线, 时间序列的盒维数 D_B 就由直线的斜率给出, 或者是由对数比曲线的最小方差拟合直线的斜率给出。

图5.1描述了使用该方法计算计盒维数的过程, 使用 $\varepsilon=1/10$ 的小盒子把时间序列所在的单位正方形分成 100 个小方格。覆盖分形曲线带阴影的小盒数 $N_m(1/10)=33$ 个, 则在该尺度下的盒维数为:

$$D_B(\varepsilon=1/10) = \frac{\log 33}{-\log(1/10)} = 1.518 \quad (5.2)$$

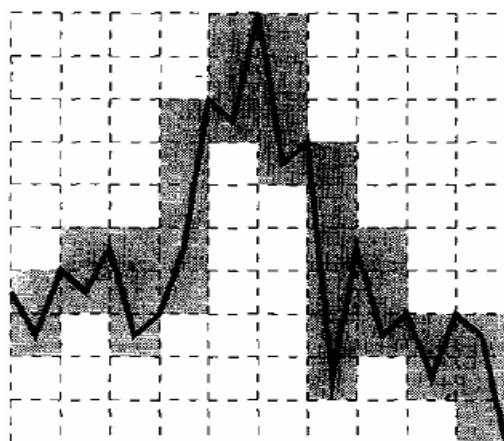


图5.1 计盒维的计算方法示意图^[10]

Fig. 5.1 Schematic representation of box dimension calculating method

这种“数盒子”方法, 计算起来确实很简便。但该方法有着理论和实践两方面的局限性。从实际上看, 分形维的计算只有在实际维数小于二维或在二维附近, 而相空间维数也不高时它才是可行的。因为维数增高后, 计算量迅速上升, 以致很难得到收敛的结果。从理论上, 一个小盒子不管是包含了分形结构的一个点或是一批点, 都算是非空的, 可在 $N_m(\varepsilon)$ 中都仅仅算是一个盒子数, 这就完全不能反映分形结构内部的不均匀性。另外对于该方法在时间序列中的应用, 由于横坐标为时间轴, 对于同一信号, 采样时间的长短会影响序列的分形维数, 这也是本文在后续的第7章中不使用计盒维数来计算海杂波分形维数的原因。

(3) 信息维数 D_I

信息维数不是新的概念，早在 20 世纪 50 年代匈牙利数学家 Renyi 就从概率论的角度建立了定义，不过当时没有把它和分形联系起来^[125]。将计盒维方法中的小盒子编号，如果知道分形结构中的点落入第 i 只盒子的概率是 P_i ，那就可以写出用尺寸为 ε 的盒子进行测量所得的信息量为：

$$I = - \sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} P_i \ln P_i \quad (5.3)$$

这样就可以用 I 代替 $N(\varepsilon)$ ，定义信息维数 D_I 为：

$$D_i = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(\varepsilon)} P_i \ln P_i}{\ln \varepsilon} \quad (5.4)$$

假如落入每只盒子的概率都相同，即 $P_i = 1/N(\varepsilon)$ ，则求和记号下面的每一项都和编号 i 无关，因此有 $I = \ln N(\varepsilon)$ ，此时信息维数 D_i 和前面的盒子维数 D_B 等价。对于一般的情况，有

$$D_I \leq D_B \quad (5.5)$$

成立。从计算角度看，信息维数 D_I 的算法比盒子维数 D_B 要麻烦许多（因为要先求出 P_i ），因而在实际中很难推广采用。

(4) 关联维数 D_2

关联维数 D_2 是比较有效的分形维计算方法，自从 1983 年 Grassberger 和 Procaccia 提出从时间序列计算关联维数^[81]和 Kolmogorov 熵^[123]的方法后，关联维数就被研究人员广泛使用。它的具体定义如下：

设点 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N$ 是相空间中吸引子上的点，用 $B_r(\mathbf{X}_i)$ 表示以参考点 \mathbf{X}_i 为中心、半径是 r 的球形盒子，盒子 $B_r(\mathbf{X}_i)$ 的概率测度为

$$P[B_r(\mathbf{X}_i)] = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1, i \neq j}^N H(r - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad (5.6)$$

其中 $\|\bullet\|$ 是 Euclidean 范数，而 H 为 Heaviside 阶跃函数

$$H(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (5.7)$$

$$\text{则关联维数为} \quad D_2 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln C(r)}{\ln r} \quad (5.8)$$

其中关联积分 $C(r)$ 如下

$$C(r) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1, i \neq j}^N \sum_{j=1}^N H(r - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad (5.9)$$

当 $r \rightarrow 0$ 时, 关联积分 $C(r)$ 与 r 之间存在标度关系 $C(r) \propto r^{D_2}$, 即有

$$\lim_{r \rightarrow 0} C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1, i \neq j}^N \sum_{j=1}^N H(r - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad (5.10)$$

因此, 从理论上说作出 $\ln C(r)$ 对 $\ln r$ 的变化图, 则图中曲线的斜率 k 就等于关联维数 D_2 。考虑到度量空间距离的对称性, 式(5.9)可进一步写成

$$C(N, r) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N H(r - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad (5.11)$$

若序列的相关时间相对采样时间较长, 采样序列的自相关性会使关联积分产生异常肩峰, 导致估计的关联维数准确性下降, 甚至得到虚假的估计值。这个问题的解决方法是增加采样时间^[128], 适当增大采样间隔^[129], 同时采用引入限制短暂分离参数^[83], 使该参数大于序列平均周期时间, 去除同一轨道前后点之间的关联。

5.3 海杂波的 G-P 关联维数

分形维数是刻画动力系统是否具有混沌特征的定量指标之一。关联维数获得了广泛的应用, 并且对于不含噪声的混沌系统, 在选择较为合适的嵌入参数情况下, 计算出的关联维数结果很稳定, 因此将关联维数作为非常重要的混沌不变量来使用。如图5.2所示, 在使用互信息法求得Lorenz混沌系统的延迟时间为 $\tau = 14$ 、取嵌入维为 $m = 3 \sim 10$ 的情况下, G-P法求得的关联维数都很非常接近于理论值2.04。

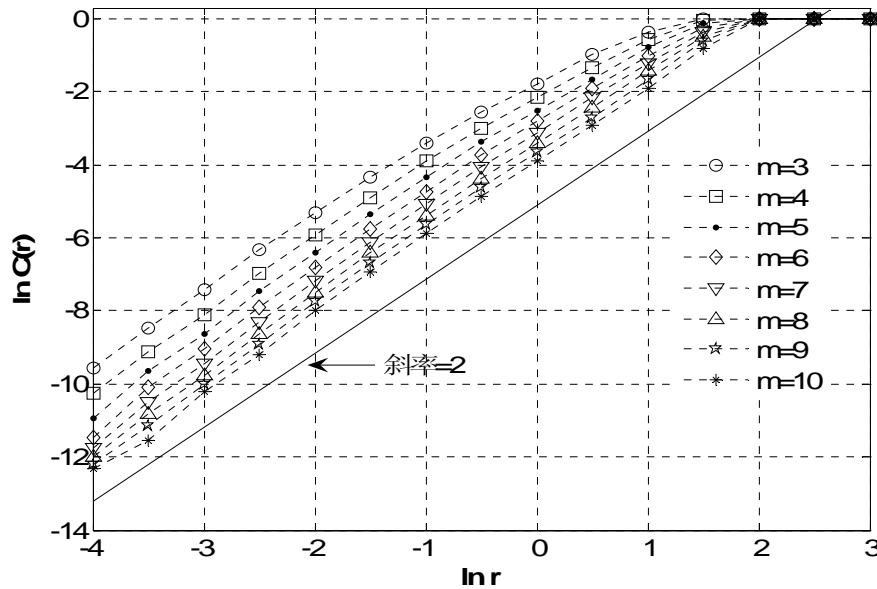


图5.2 无噪声lorenz系统的关联维数

Fig. 5.2 Correlation dimension of pure Lorenz system

但是采用G-P算法计算动力系统实测数据的关联维数时,诸多因素可能影响它的计算精度。首先有必要选择合适的嵌入维和延迟时间进行相空间重构^[83]。对任意的动力学系统,简单地选取延迟时间和重构维数不能准确评价系统的分形特征,并且延迟时间与重构维数对于不同类型动力系统的作用效果也是不同的^[130]。关联维数误差的来源主要有:实测数据序列的长度 N 有限;采样序列的自相关性;相空间重构参数的选择和实测数据中附加噪声的影响^[128,131]。

尽管噪声对某一初值出发的特定轨线是敏感的,但混沌吸引子的整体结构是稳定的,因此动力系统实测数据中的较小噪声(大约1%左右)对关联维数计算的影响不大。但度量分形特征的尺度 r 应大于噪声幅度,若尺度 r 接近或小于噪声幅度时,关联积分的计算会受到强烈影响。尤其当系统含有较大噪声时,噪声往往已经改变了混沌吸引子的形状,此时计算出的关联维数就会有很大误差。如图5.3所示,Lorenz系统上增加10%高斯白噪声后,可以看到在不同的嵌入维下都很难找到合适的线性区间来拟合出时间序列的关联维数,并且此时在不同的嵌入维下关联维数曲线的形状明显不同,而且都远远偏离于理论值2.04。

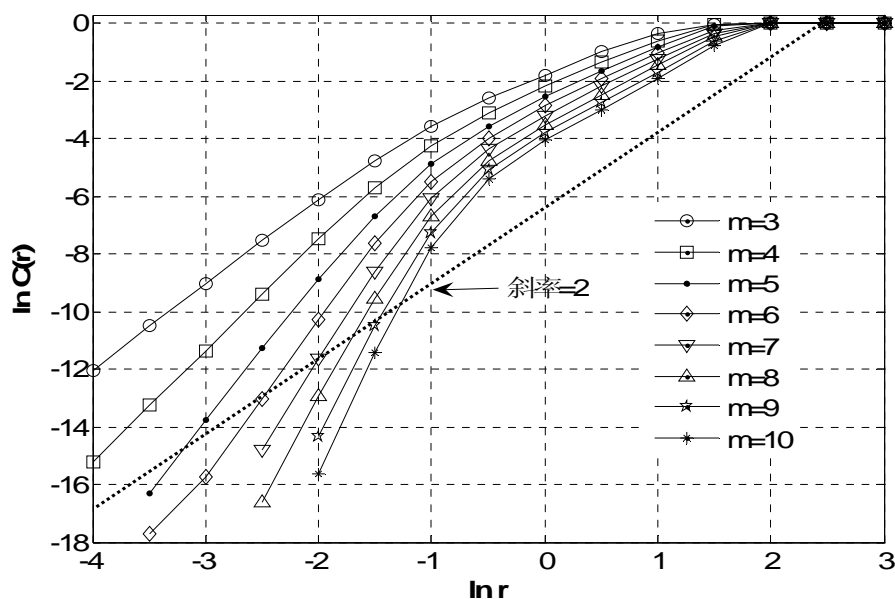


图5.3 含 10% 观测噪声lorenz系统的关联维数

Fig. 5.3 Correlation dimension of Lorenz system with 10% observed noise

除了上述因素会影响关联维数的估计结果以外，G-P 算法本身也存在缺陷。如在根据关联维数定义推导出算法的过程中，是用自然测度轨道平均代替相空间平均的假设下得到的。如果自然概率测度在相空间是分布均匀的，则假设是成立的。然而当奇怪吸引子在相空间内分布不均匀时，吸引子的不同区域在同一尺度下的标度行为将存在显著差异，即不同参考点 X_i 在不同的尺度 r 下出现标度区域，此时的轨道平均即在同一半径 r 下对所有参考点平均将导致关联维数结果产生误差。

混沌时间序列在相空间重构后具有分形特性，关联维数作为混沌不变量的前提条件是已知时间序列为混沌时间序列。如果在时间序列性质不清楚的情况下，直接采用G-P算法计算关联维数，有时也会得到很好的线性区间，但这并不意味着时间序列就具有分形特征。图5.4所示为延迟时间 $\tau = 1$ 时，取嵌入维为 $m = 3 \sim 10$ 的情况下，求得高斯白噪声的关联维数曲线。在不同的嵌入维下，图中的关联积分都显示出很好的线性区间，指定线性区间后也可以求得一个关联维数。这往往会得到时间序列具有奇怪吸引子，或该序列是混沌时间序列的假象。但很明显，

这样求得的关联维数是有问题的，因为高斯白噪声是随机数据，不是混沌数据，它在相空间中不具有分形特征。

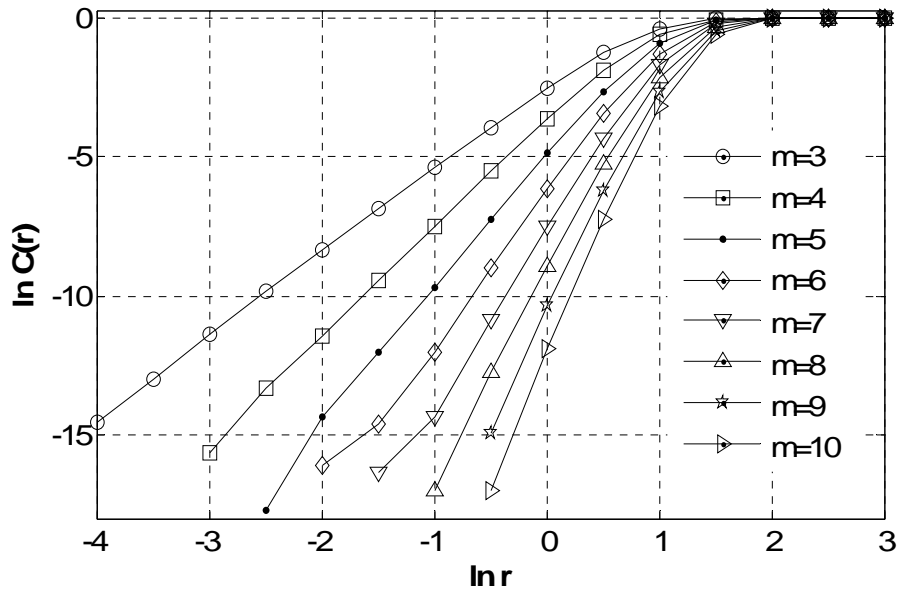
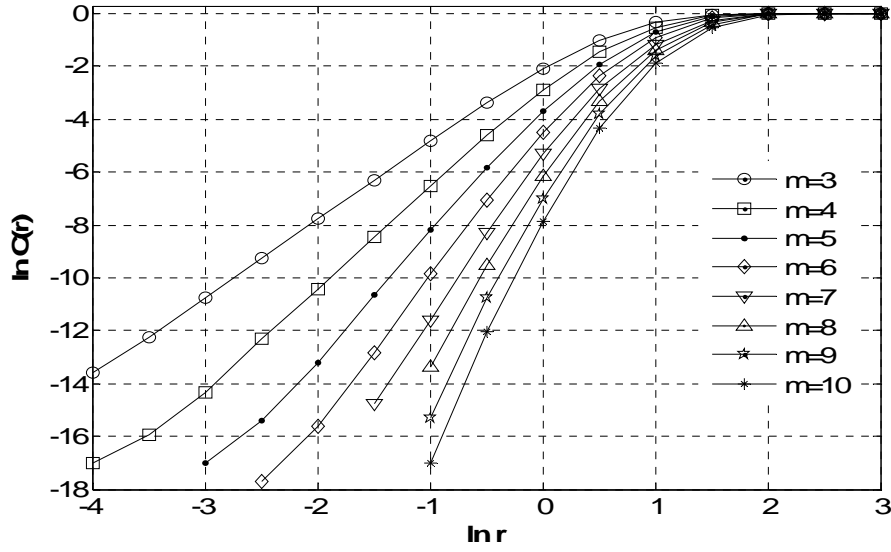


图5.4 高斯白噪声的关联维数

Fig. 5.4 Correlation dimension of white Gaussian noise

因此在未知数据性质的情况下，直接根据G-P算法的关联维数来判断时间序列的性质是不合适的。虽然很多文献中都把计算海杂波的关联维数作为海杂波具有混沌特性的证据^[30,31,132]，但由图5.5中高海情I通道海杂波时间序列在不同嵌入维下的关联维数曲线可以看到，由于海杂波中含有静态噪声和动态噪声，因此海杂波的关联维数曲线形状不像纯净Lorenz系统那样在不同嵌入维情况下都具有相同的关联维数曲线，而是像Lorenz系统+噪声和高斯白噪声时间序列那样，对于不同的嵌入维会得到不同的关联维数。根据图5.5中的关联维数曲线，很难看出海杂波数据究竟是属于混沌数据还是随机数据，因此使用G-P方法计算关联维数的方法不能判断出海杂波序列的属性。

图5.5 高海情海杂波的关联维数($\tau = 3$)Fig. 5.5 Correlation dimension of high sea state data ($\tau = 3$)

目前研究学者往往仅根据延迟时间和嵌入维,使用G-P算法求得关联维数曲线后,使用曲线拟合得出一个斜率值作为海杂波的关联维数。由于有限数据效应,这个斜率值一般会小于嵌入维数,而研究者因此就认为海杂波具有分形特征。比如求得高海情I通道海杂波的延迟时间为3,嵌入维为8,通过图5.5中嵌入维为8的那条曲线选择线性区间进行拟合后,可以求得一个关联维数。但海杂波的关联维数曲线和随机信号的关联维数曲线是相似的,承认海杂波具有混沌特性就得承认噪声具有混沌特性,如图5.4中的随机数据也可以得到一个线性关系很好的的关联维数曲线,得到一个关联维数,而噪声显然不具有混沌特性。所以单纯凭一个嵌入维和延迟时间计算得到的关联维数并不能说明海杂波具有分形特征,更不能说明海杂波具有混沌特征。

G-P法关联维数除了受噪声影响很难判断未知时间序列性质外,采样序列长度对G-P法计算关联维数影响也很大^[101,129,130],当 $N \rightarrow \infty$ 时,关联维数估计的各种偏差都会有所改善,因此为了获取一个较为可靠的关联维数估计值,采样序列的长度必须大于某一最小值 N_{\min} 。但另一方面,关联维数对时间序列平稳性的要求

也会由于增加数据量而不能得以满足^[128]。而且由于关联维算法的复杂度为 $O(N^2)$ ，因此数据量的增大也增加了计算量，有学者也提出了改进速度的相应算法^[133,134]。

得到关联积分曲线后，在无标度区的确定和线性回归计算时，受主观因素的影响，不同的人会有不同的分析结果。在关联维数的计算中，选取不同的参数会得到不同的计算结果，尤其是线性尺度区间的选择具有很强的主观性。若尺度半径 r 选择过小，实际时间序列中的噪声会影响关联积分的计算，造成结果不准确；而如果尺度半径 r 过大，关联积分的计算又会受到边界效应的影响。

综上所述，G-P方法对于纯净混沌信号的研究是十分有效的，但是计算海杂波的关联维数无法解决海杂波的性质判别问题，无法弄清海杂波是否具有混沌特性。海杂波中的静态噪声和动态噪声是计算关联维数的障碍，解决这个问题的一种途径是采用合适的降噪方法，另外一种途径是考虑更合适的关联维数计算方法。混沌信号的功率谱频带很宽，使用降噪方法时，不宜直接对信号进行低通滤波来除去高频噪声，因为这有可能人为地提高吸引子的关联维数^[128]。专门针对混沌信号的降噪方法也在发展过程中^[135]，但海杂波并不是一个具有微分方程的理想动态系统，而且其中含有的动态和静态噪声水平也无法判断，相应的降噪方法效果更是无法评价。因此本文不考虑通过降噪方法来改善G-P方法求关联维的效果，而是针对G-P关联维算法的缺陷，分析一种改进的关联维算法—高斯核关联维数算法。

5.4 海杂波的高斯核关联维数

G-P 关联维数算法分析海杂波数据具有上述的种种缺点，原因在于该算法最早是用来分析已知混沌时间序列的分形特征，而分形特征是混沌信号的一种重要的不变特征，并不是用来判断实测时间序列是否具有混沌性质的。对于含有大量噪声的实际时间序列，并不清楚该时间序列是否具有混沌特性，因此就有必要采用更稳定的关联维数计算方法来提取分形维数。

5.4.1 高斯核关联维数的计算

为了消除噪声对关联维计算的影响，同时计算信号中的噪声水平，Diks和Yu等使用高斯核函数代替Heaviside阶跃函数来计算关联维数^[136-138]，具体过程如下：

将式(5.9)中的G-P关联积分表示成如下的连续形式

$$C_m(r) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) \theta(r - |\vec{x} - \vec{y}|) \quad (5.12)$$

其中, \vec{x} 和 \vec{y} 代表相空间中的两个向量, $\rho_m(\vec{x})$ 和 $\rho_m(\vec{y})$ 表示这两个向量在 m 维相空间中的分布情况, 因此关联积分的普遍形式为

$$T_m(h) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) w(|\vec{x} - \vec{y}|/h) \quad (5.13)$$

其中, $w(\bullet)$ 为核函数, 参数 h 为基函数的宽度, 式(5.12)中的核函数为 $\theta(1-x)$, $h=1$ 。若使用高斯核函数

$$w(x) = e^{-x^2/4} \quad (5.14)$$

可得到高斯核的关联积分函数为^[136]

$$T_m(h) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) e^{-|\vec{x} - \vec{y}|^2/(4h^2)} \quad (5.15)$$

对于无噪声的时间序列, 高斯核关联维数可简化为

$$T_m(h) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) e^{-\|\vec{x} - \vec{y}\|^2/4h^2} \sim e^{-mK\delta t} \left(\frac{h}{\sqrt{m}} \right)^D \quad (5.16)$$

当 $m \rightarrow \infty$ 时, $h \rightarrow 0$ 。 D 和 K 分别是关联维数和 Kolmogorov 熵, h 是基函数带宽, $\tilde{\rho}_m(\vec{x})$ 为分布函数。当有方差为 σ^2 的正态高斯噪声, 分布函数 $\tilde{\rho}_m(\vec{y})$ 可表示为

$$\tilde{\rho}_m(\vec{y}) = \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \rho_m^g(\vec{x} - \vec{y}) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^m} \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) e^{-\|\vec{x} - \vec{y}\|^2/2\sigma^2} \quad (5.17)$$

其中 $\|\bullet\|$ 代表欧几里得范数, 将上式化简可得^[137]

$$\begin{aligned} T_m(h) &= \int d\vec{x} \tilde{\rho}_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \tilde{\rho}_m(\vec{y}) e^{-\|\vec{x} - \vec{y}\|^2/4h^2} \\ &= \left(\frac{h^2}{h^2 + \sigma^2} \right)^{m/2} \int d\vec{x} \rho_m(\vec{x}) \int d\vec{y} \rho_m(\vec{y}) e^{-\|\vec{x} - \vec{y}\|^2/4(h^2 + \sigma^2)} \\ &= \phi \left(\frac{h^2}{h^2 + \sigma^2} \right)^{m/2} e^{-mK\delta t} \left(\frac{h^2}{h^2 + \sigma^2} \right)^{d/2} \end{aligned} \quad (5.18)$$

当 $m \rightarrow \infty$ 时, 有 $\sqrt{h^2 + \sigma^2} \rightarrow 0$ 成立。且式(5.18)中的 D 和 K 分别为关联维数和 Kolmogorov 熵两个混沌不变量, σ 是噪声水平, 定义为:

$$\sigma = \frac{\sigma_n}{\sigma_s} = \frac{\sigma_n}{\sqrt{\sigma_c + \sigma_n}} \quad (5.19)$$

其中 σ_s 、 σ_c 和 σ_n 分别是混合信号、纯净信号和高斯噪声的标准差。

通过对式(5.18)计算后作数据拟合,可以得到 D 和 σ 高精度的结果,比较不确定的是 ϕ 和 K 。因为对于确定的 m , ϕ 和 $e^{-mk\delta t}$ 不是独立的,它们之间的关系为 $\beta = \phi e^{-mk\delta t}$ 。Yu和Small通过对式(5.18)作进一步处理,不但降低了高斯核算法的计算量,而且在非线性拟合过程中,只要得到一个稳定的 β 值,就会给出满足条件的任意 ϕ 和 K 值^[137]。另外在计算高斯核关联维数时,一个非常重要的参数为基函数带宽 h 的选择。在含有噪声的情况下,若 h 取得过小,受噪声的影响,将无法提取出正确的关联维数;若 h 取得过大,则有可能无法提取出合适的无标度区间。在实际计算中,一般取 $h \geq 3\sigma$ 会取得比较好的效果^[137]。

5.4.2 高斯核关联维数的应用和局限性

对于纯净Lorenz系统使用高斯核函数计算的关联维数和噪声水平估计如图5.6所示,估计得到的Lorenz系统的关联维数在2上下波动,和理论值2.04非常接近,并且可以估计出混沌信号中含有的噪声水平为零。可见在没有噪声下的混沌系统,使用高斯核函数计算得到的关联维数和G-P方法差不多,两者是等价的。

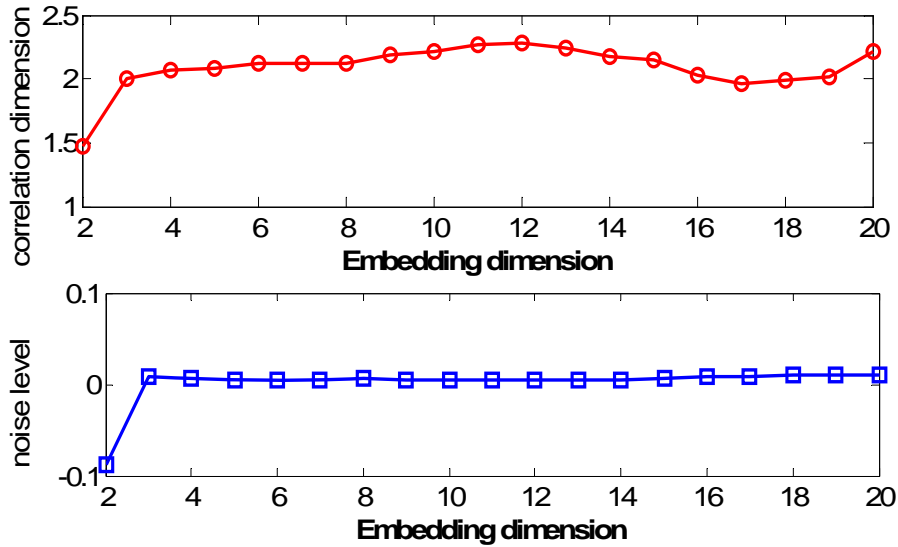


图5.6 不含噪声的lorenz系统高斯核关联维数

Fig. 5.6 Gaussian kernel correlation dimension of pure Lorenz system

高斯核关联维数具有很好的抗静态（观测）噪声的能力，因此对于含有静态噪声的混沌信号可计算出比较稳健和准确的关联维数。对于含有噪声的Lorenz系统，如图5.7所示的含有 10% 高斯白噪声的Lorenz系统，该值不受噪声的影响，可以看到使用高斯核函数不仅可以正确估计出Lorenz系统的关联维数，和理论值 2.04 非常接近，另外该方法也很准确地估计出噪声水平为 10%。对比图5.3中同样噪声水平下使用G-P方法求得的关联维数曲线的结果，高斯核关联维数算法相对于G-P方法，具有更好的抗噪声性能。

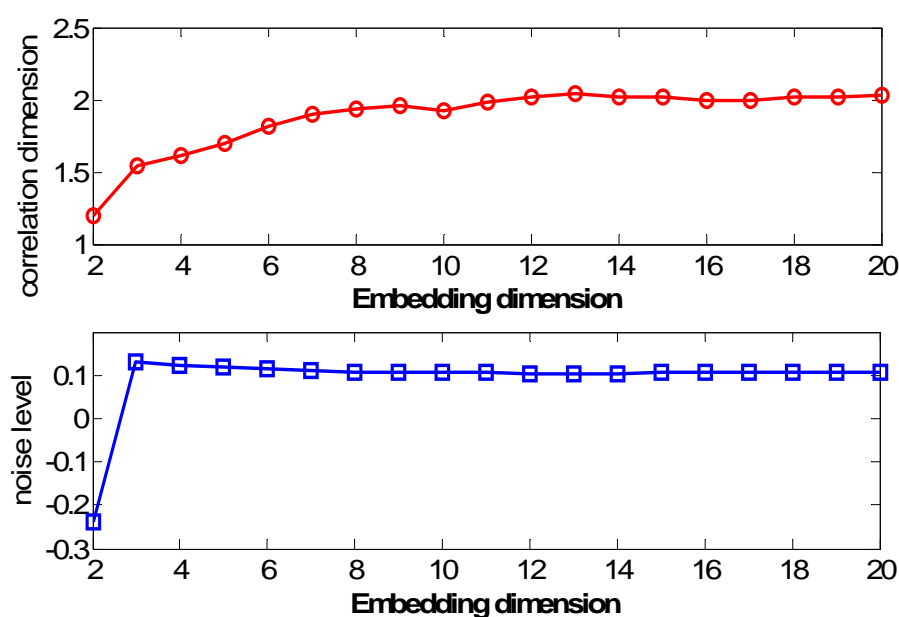


图5.7 Lorenz+10%观测噪声的高斯核关联维数

Fig. 5.7 Gaussian kernel correlation dimension of Lorenz system with 10% observed noise

下面考察一下是否可以用高斯核函数来准确计算海杂波的关联维数。如图5.8所示，用高斯核关联维数计算的海杂波关联维数随着嵌入维数的增加而线性增长，没有饱和关联维，因此无法估计出海杂波关联维的大小，也无法估计出信号中实际的噪声水平。这主要是因为海杂波中含有静态噪声和动态噪声，各种噪声和信号很复杂地结合到一起。因此虽然高斯核关联维数对于观测噪声具有很好的识别能力和降噪能力，但是很难处理海杂波这种含有动态噪声和静态噪声的复杂信号。

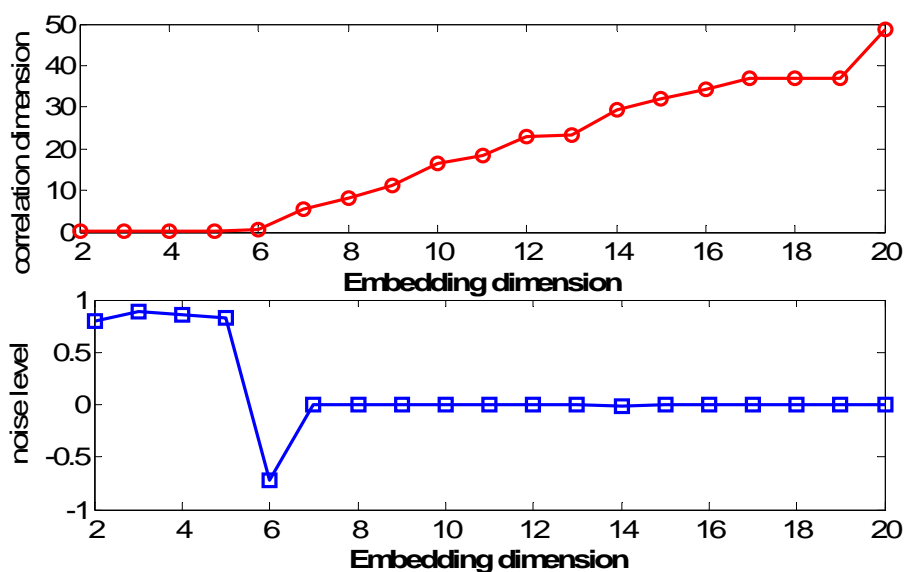


图5.8 高海情海杂波的高斯核关联维数

Fig. 5.8 Gaussian kernel correlation dimension of high sea state data

5.5 本章小结

关联维数是混沌系统重要的几何不变量，它是时间序列在相空间中分形特征的度量。但噪声和主观选择参数是限制关联维数应用的两个重要因素，很难用来直接判断实测时间序列是否具有混沌特性。虽然高斯核关联维数部分解决了这一问题，但对于海杂波这种含有各种静态和动态噪声的实际信号，关联维数的计算和混沌吸引子的度量都有待于进一步发展和完善。

在海杂波的研究中，最常用的方法就是直接套用 G-P 关联维数的计算方法来计算海杂波的关联维数。本章研究明确了 G-P 关联维数的适用范围应为无噪声或含有微弱观测噪声的已知混沌信号，高斯核关联维数可以用于含有较高观测噪声的已知混沌信号。对于性质未知的像海杂波这种复杂信号，本章研究说明：由于有动态噪声和静态噪声的影响，使用 G-P 方法计算海杂波的关联维数，只要取得线性区间或者计算得到的关联维数小于嵌入维数就认为信号具有混沌特征的方法是片面的；最简单的反例是高斯白噪声也会有这两种情形发生，而高斯白噪声显然不是混沌信号。

本章的意义是指出：在不清楚一个时间序列是否具有混沌特性的情况，就使用

关联维数来对它进行分析并判断它是否具有混沌性质，很有可能造成时间序列性质的错误判别。海杂波就是一个非常典型的例子，多篇文章中海杂波的关联维数是分数值且小于嵌入维数^[14]，并把这一点作为海杂波具有混沌特性的判据。Haykin教授仅是提出噪声使海杂波的性质无法判断，却没有针对噪声对各种混沌不变量的影响进行分析^[48]，本章深入研究了关联维数的两种计算方法，分析了他们的适用范围和局限性，关联维数不能用来判断含噪时间序列性质，但非常适合描述已知纯净混沌信号的分形性质。

本章通过对海杂波关联维数的详细分析，揭示出关联维数用于实际时间序列分析中的局限性，这也说明将非线性分析方法引入到海杂波处理和目标检测领域，需要明确这些分析方法的使用条件和适用范围。就使用关联维数算法来判断有限长度含各种噪声的时间序列是否具有混沌特性来说，目前这方面的研究还不完善，还有待于非线性时间序列降噪技术和混沌时间序列分形特征描述手段的改进。

第 6 章 海杂波的最大 Lyapunov 指数

最大 Lyapunov 指数是判断和描述非线性时间序列是否为混沌系统的关键参数，是一个非常重要的混沌不变量。上一章中的关联维数表征了数据点在相空间的分布，是混沌系统的几何不变量；而 Lyapunov 指数描述了轨道的演化行为，它体现了动态系统对初始条件的敏感性，被称为动力学不变量。

6.1 Lyapunov 指数的概念和意义

对于混沌系统来说，耗散是一种整体性的稳定因素。一方面动力系统作为耗散系统最终要收缩到相空间的有限区域即吸引子上；另一方面系统在相体积收缩的同时，运动轨道又是不稳定的，要沿某些方向进行指数分离。奇怪吸引子的不稳定运动轨道在局部看来总是指数分离的。为了有效刻画吸引子，就有必要研究动力系统在吸引子或无穷长的轨道上平均后的特征量，如 Lyapunov 指数、关联维数和 Kolmogorov 熵等。混沌运动的基本特点是运动对初始条件极为敏感，两个极为靠近的初始值所产生的轨道，随着时间推移按指数方式分离，Lyapunov 指数就是描述这一现象的量。

6.1.1 Lyapunov 指数的基本概念

Lyapunov 指数是衡量系统动力学特性的一个重要定量指标，它表征了系统在相空间中相邻轨道间收敛或发散的指数率。对于系统是否存在动力学混沌，可以从最大 Lyapunov 指数是否大于零非常直观的判断出来：一个正的 Lyapunov 指数，意味着在系统相空间中，无论初始两条轨线的间距多么小，其差别都会随着时间的演化而呈指数率增加以致最后达到无法预测，这就是混沌现象^[139]。

Lyapunov 指数对应着混沌系统的初始值敏感性，它与吸引子有如下关系^[140]：

- (1) 任何吸引子，不论是否为奇怪吸引子，都至少有一个 Lyapunov 指数是负的，否则轨线就不可能收缩为吸引子。

- (2) 稳定定态和周期运动（以及准周期运动）都不可能有正的Lyapunov指数。
稳定定态运动的Lyapunov指数都是负的；周期运动的最大Lyapunov指数等于0，其余的Lyapunov指数都是负的。
- (3) 对于任何混沌运动，都至少有一个正的Lyapunov指数，如果经过计算得知系统至少有一个正的Lyapunov指数，则可肯定系统在作混沌运动。

6.1.2 一维动力系统的 Lyapunov 指数

在一维动力系统

$$x_{n+1} = F(x_n) \quad (6.1)$$

中，初始两点迭代后互相分离还是靠拢，关键取决于导数 $\left|\frac{dF}{dx}\right|$ 的值。若 $\left|\frac{dF}{dx}\right| > 1$ ，则迭代使得两点分开；若 $\left|\frac{dF}{dx}\right| < 1$ ，则迭代使得两点靠拢。但是在不断的迭代过程中， $\left|\frac{dF}{dx}\right|$ 的值也随之而变化，呈现出时而分离时而靠拢的性质。为了表示整体上相邻两个状态变化情况，必须对时间（或迭代次数）取平均。设平均每次迭代所引起的指数分离的指数为 λ ，于是原来相距为 ε 的两点经过 n 次迭代后的距离为

$$\varepsilon e^{n\lambda(x_0)} = |F^n(x_0 + \varepsilon) - F^n(x_0)| \quad (6.2)$$

取极限 $\varepsilon \rightarrow 0, n \rightarrow \infty$ ，则式(6.2)变为

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{F^n(x_0 + \varepsilon) - F^n(x_0)}{\varepsilon} \right| = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{dF^n(x)}{dx} \right|_{x=x_0} \quad (6.3)$$

上式变形后，可简化为：

$$\lambda(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \frac{dF(x)}{dx} \right|_{x=x_0} \quad (6.4)$$

式(6.4)中的 λ 与初始值选取没有关系，被称为动力系统的Lyapunov指数，它表示系统在多次迭代中平均每次迭代所引起的指数分离中的指数。若 $\lambda < 0$ ，则意味着相邻点最终要靠拢合并成一点，这对应于稳定的不动点和周期运动；若 $\lambda > 0$ ，则意味着相邻点最终要分离，对应于轨道的局部不稳定，如果轨道还有整体的稳定因素（如整体有界、耗散、存在捕捉区域等），系统要在有限的几何对象上实

现指数分离,就必须进行无穷次折叠并形成混沌吸引子,故 $\lambda > 0$ 可以作为混沌行为的一个判据。

6.1.3 n 维动力系统的 Lyapunov 指数

对于一般的 n 维动力系统,设 F 为 $\mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ 上的 n 维映射,假设一个 n 维离散动力系统

$$\mathbf{X}_{n+1} = F(\mathbf{X}_n) \quad (6.5)$$

将系统的初始条件取为一个无穷小的 n 维小球,由于演化过程中的自然变形,圆球将变成椭球。将椭球上所有主轴按其长度顺序排列,那么第 i 个Lyapunov指数根据第 i 个主轴长度 $P_i(n)$ 的增加速率定义为

$$\sigma_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \frac{P_i(n)}{P_i(0)} \right|, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (6.6)$$

Lyapunov指数与相空间中轨线收缩或扩张的性质相关联,在Lyapunov指数小于零的方向上轨线收缩,运动稳定,对于初始值不敏感;而在Lyapunov指数为正的方向上,轨道迅速分离,对初始值敏感。Lyapunov指数的前 j 个指数之和由前 j 个主轴定义的 j 维体指数增加的长期平均速率确定。如椭球长度按 e^{σ_1} 增加,由前两个主轴定义的区域面积按 $e^{\sigma_1+\sigma_2}$ 增加,由前三个主轴的体积按 $e^{\sigma_1+\sigma_2+\sigma_3}$ 增加,以此类推。在Lyapunov指数谱中,最小的Lyapunov指数决定轨道收缩的快慢;最大的Lyapunov指数则决定轨道发散即覆盖整个吸引子的快慢;而所有的指数之和 $\sum \lambda_i$ 可认为大体上表征了轨线总的平均发散快慢^[139]。

6.2 Lyapunov 指数谱的计算方法

在已知动力学微分方程的情况下,经过理论推导或对微分方程离散化再采用数值迭代算法,就可以得到已知动力学系统的精确Lyapunov指数谱。算法的基本原理是首先求解出系统常微分方程的近似解,然后对系统的雅可比矩阵进行QR分解,同时对多个小时间段进行必要的正交化重整过程,反复迭代计算后从而得到系统的Lyapunov指数谱^[82,141,142]。

设动力学系统由如下方程决定:

$$\dot{\mathbf{X}} = F(\mathbf{X}) \quad (6.7)$$

并考虑轨道相邻两点 \mathbf{X} 和 \mathbf{X}' ($\xi = \mathbf{X} - \mathbf{X}'$), 将式(6.7)线性化得

$$\dot{\xi} = \mathbf{T}(\mathbf{X}(t)) \cdot \xi \quad (6.8)$$

式中 $\mathbf{T} = \partial F / \partial \mathbf{X}$ 是雅可比矩阵, ξ 是切平面上的切矢量, 将式(6.8)积分有

$$\xi(t) = \mathbf{A}' \xi(0) \quad (6.9)$$

其中, \mathbf{A}' 是切向量 $\xi(0)$ 到 $\xi(t)$ 的线性映射算子, 因此得到平均指数增长率为

$$\lambda(\mathbf{X}(0), \xi(0)) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\|\xi(t)\|}{\|\xi(0)\|} \quad (6.10)$$

对于重构相空间中的某一点 \mathbf{X}_i , 与 \mathbf{X}_i 点距离小于 ε 的所有点为 $\{\mathbf{X}_{k_i}, i = 1, 2, \dots\}$, 它们的位移矢量为

$$\{\mathbf{Y}_i\} = \left\{ \mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i \mid \|\mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i\| \leq \varepsilon \right\} \quad (6.11)$$

经过一段时间 t 后, 数据点演化为

$$\mathbf{X}_i \rightarrow \mathbf{X}_{i+t}, \mathbf{X}_{k_i} \rightarrow \mathbf{X}_{k_i+t} \quad (6.12)$$

因此原位移矢量 $\{\mathbf{Y}_i\}$ 映射为

$$\{\mathbf{Z}_i\} = \left\{ \mathbf{X}_{k_i+t} - \mathbf{X}_{i+t} \mid \|\mathbf{X}_{k_i} - \mathbf{X}_i\| \leq \varepsilon \right\} \quad (6.13)$$

如果半径 ε 足够小, 则位移矢量 $\{\mathbf{Y}_i\}$ 和 $\{\mathbf{Z}_i\}$ 可近似为切平面上的切矢量, 因此从 \mathbf{Y}_i 到 \mathbf{Z}_i 的矩阵 \mathbf{A}_j 满足

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{A}_j \mathbf{Y}_i \quad (6.14)$$

使用最小二乘法, 可以求得式(6.14)中的矩阵 \mathbf{A} , 应用QR分解矩阵 \mathbf{A} , 同时在不同时间段内进行必要的Gram-Schmidt正交化重整过程, 即可得到所需的lyapunov指数 $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, d$ 。

6.3 计算最大 Lyapunov 指数的轨道跟踪法

对于实际时间序列, 一般无法确切知道该时间序列代表的原始动力学过程, 因此无法根据动力学方程求得该时间序列的精确Lyapunov指数。一般只能对单变量时间序列进行相空间重构, 然后使用分析法或轨道跟踪法来提取系统的

Lyapunov指数。分析法计算Lyapunov指数，通常先进行相空间重构，求系统状态方程的雅可比矩阵，然后对雅可比矩阵进行特征值分解或奇异值分解求取系统的Lyapunov指数。该方法对噪声非常敏感，而实际信号中往往含有各种噪声，因此目前在工程上由观测时间序列来计算Lyapunov指数的方法主要为轨道跟踪法^[143]。该方法以Wolf方法^[82]和Rosenstein小数据法^[83,144]为代表，对系统两条或更多条轨道进行跟踪，获得它们的演变规律以提取Lyapunov指数。该方法的优点是计算结果不易受拓扑复杂性（如Lorenz吸引子）的影响。

6.3.1 Wolf 法计算最大 Lyapunov 指数

在 1985 年，Wolf 等人首先提出直接基于相平面、相体积演化来估计 Lyapunov 指数，因此基于轨道跟踪的这类方法有时也被统称为 Wolf 方法。在计算 Lyapunov 指数的各种方法中，以 Wolf 法为代表的轨道跟踪法较为实用且效果较好，因而在混沌系统研究和基于 Lyapunov 指数的混沌时间序列预测中被广泛应用^[82,139]。

设时间序列为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，嵌入维数为 m ，时间延迟为 τ ，则重构相空间为

$$\mathbf{Y}(t_i) = (x(t_i), x(t_i + \tau), \dots, x(t_i + (m-1)\tau)), \quad i = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau \quad (6.15)$$

相空间重构后，利用混沌吸引子的轨道分离特性，Wolf 方法计算最大 Lyapunov 指数的整个过程如图 6.1 所示，下面结合该图阐述该算法的基本原理和计算过程。

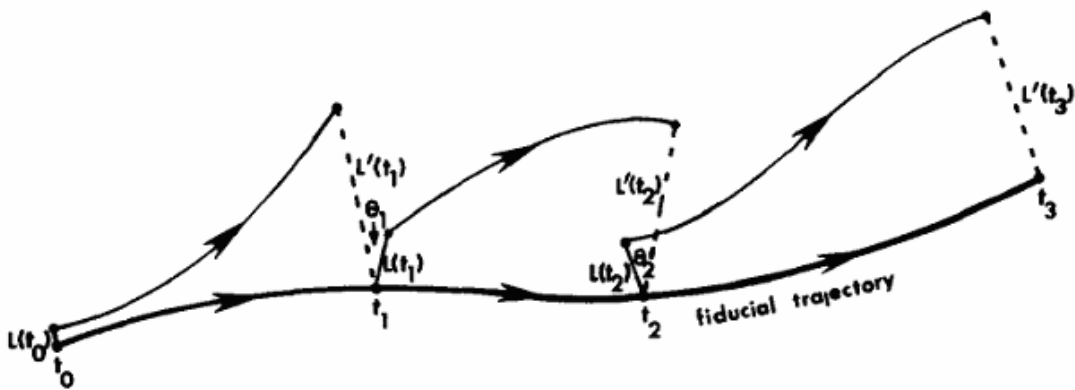


图 6.1 Wolf 法求最大 Lyapunov 指数示意图^[82]

Fig. 6.1 Schematic representation of estimating the largest Lyapunov exponent by Wolf method

取相空间中的初始点 $\mathbf{Y}(t_0)$ ，设它的最邻近点为 $\mathbf{Y}_0(t_0)$ ，两点之间的距离设为 $L(t_0)$ ，从 t_0 时刻开始追踪这两点的时间演化，直到 t_1 时刻两点的间距超过规定值 ε

$$L'(t_1) = |\mathbf{Y}(t_1) - \mathbf{Y}_0(t_1)| > \varepsilon, \varepsilon > 0 \quad (6.16)$$

此时保留点 $\mathbf{Y}(t_1)$ ，并在 $\mathbf{Y}(t_1)$ 临近找一点 $\mathbf{Y}_1(t_1)$ ，此时需要保证两点间距离不但

$$L(t_1) = |\mathbf{Y}(t_1) - \mathbf{Y}_1(t_1)| < \varepsilon, \varepsilon > 0 \quad (6.17)$$

并且使得 $L(t_1)$ 与 $L'(t_1)$ 之间的夹角 θ_1 尽可能的小，继续重复上述过程，直至 $\mathbf{Y}(t)$ 到达时间序列的终点，这时追踪演化过程总迭代次数为 M ，则最大 Lyapunov 指数为

$$\lambda_1 = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{k=1}^M \ln \frac{L'(t_k)}{L(t_{k-1})} \quad (6.18)$$

如果要计算次大的 Lyapunov 指数，则要按照图 6.2 所示的方法进行，要追踪一个点以及相邻两个点构成三角形 $A(t_0)$ 的演化过程，当这个三角形 $A'(t_1)$ 变得太偏斜或者面积太大，则重新取一个两边与原三角形两边夹角最小的三角形 $A(t_1)$ ，反复重复该过程直到终点，则次大的 Lyapunov 指数为

$$\lambda_2 = \frac{1}{t_M - t_0} \sum_{k=1}^M \ln \frac{A'(t_k)}{A(t_{k-1})} - \lambda_1 \quad (6.19)$$

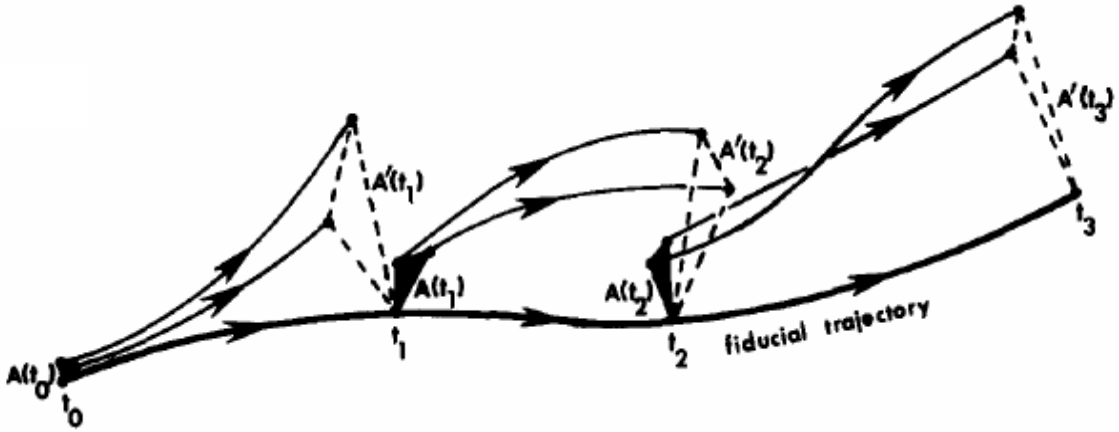


图6.2 Wolf法求次大Lyapunov指数示意图^[82]

Fig. 6.2 Schematic representation of estimating the secondary Lyapunov exponent by Wolf method

从理论上讲,对于无噪声的无限长数据,Wolf方法可以精确求得系统所有的Lyapunov指数,即得到系统Lyapunov指数谱。但受实际时间序列长度有限和噪声的影响,该方法只能较为可靠地计算最大Lyapunov指数。Wolf法在计算Lyapunov指数时存在以下问题^[83]:

- (1) 需要较大的数据长度
- (2) 计算结果受各种参数影响
- (3) 算法实现困难

因此在Wolf方法的基础上,研究学者做了各种改进,其中比较常用的就是Rosenstein和Kantz分别独立提出的小数据量法^[83,84]。

6.3.2 Rosenstein 小数据量法计算最大 Lyapunov 指数

在混沌研究和实际应用中,并不需要计算出时间序列的Lyapunov指数谱,只要观察最大Lyapunov指数是否大于零就能判别出一个时间序列是否为混沌系统,因此只需要计算出时间序列的最大Lyapunov指数。另外时间序列的预测一般也是基于最大Lyapunov指数进行的,所以最大Lyapunov指数的计算就显得特别重要。Rosenstein小数据量方法是一种只计算混沌时间序列最大Lyapunov指数的简便方法,其基本原理如下:

在时间序列相空间重构后,寻找轨道上第 j 点 $\mathbf{Y}_j(t_0)$ 的最近临近点 $\mathbf{Y}_{j'}(t_0)$,即

$$d_j(0) = \min \|\mathbf{Y}_j(t_0) - \mathbf{Y}_{j'}(t_0)\|, \quad |j - j'| > p \quad (6.20)$$

其中 p 为时间序列的平均周期,它可以通过能量谱平均功率的倒数估计出来。由式(6.18)可知,最大Lyapunov指数可以通过轨道上每个点和其最临近点演化的平均发散速率来估计。根据这一思想,Sato等^[145]推导出最大Lyapunov指数可表示为

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{i\Delta t} \frac{1}{(M-i)} \sum_{j=1}^{M-i} \ln \frac{d_j(i)}{d_j(0)} \quad (6.21)$$

其中, Δt 为样本周期, $d_j(i)$ 是基本轨道上第 j 对最临近点对经过 i 个离散时间步长后的距离。Sato等将式(6.21)改写为如下形式:

$$\lambda_1(i, k) = \frac{1}{k\Delta t} \frac{1}{(M-k)} \sum_{j=1}^{M-k} \ln \frac{d_j(i+k)}{d_j(i)} \quad (6.22)$$

式中 k 是常数, $d_j(i)$ 的意义同上, $\lambda_1(i, k)$ 随着演化时间 i 的增大而变化, 最大 Lyapunov 指数的几何意义是量化初始轨道随指数发散特征演化的参量^[83], 即有

$$d(t) = Ce^{\lambda t} \quad (6.23)$$

对于离散形式有

$$d_j(i) \approx C_j e^{\lambda(i \cdot \Delta t)}, \text{ 其中 } C_j = d_j(0) \quad (6.24)$$

其中 C_j 为轨道的初始距离, 将式(6.24)两边取对数, 得到

$$\ln d_j(i) = \ln C_j + \lambda_1(i \cdot \Delta t) \quad (j = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau) \quad (6.25)$$

显然, 可以通过最小二乘法来逼近式(6.25)的斜率, 得到最大 Lyapunov 指数为

$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \langle \ln d_j(i) \rangle, \text{ 其中 } \langle \bullet \rangle \text{ 表示对所有的点取平均值} \quad (6.26)$$

6.3.3 Kantz 法计算最大 Lyapunov 指数

Kantz 与 Rosenstein 同时期也独立提出一种类似小数据量法的最大 Lyapunov 指数计算方法^[84]。但与 Rosenstein 法不同的是, 为了减小噪声的影响, Kantz 算法在计算时, 给定了一个邻域范围 $U(\mathbf{Y}_j)$, 提出使用距离在这个邻域范围内的所有邻近点作为参考点, 然后对所有点的演化结果取平均值作为计算值。

对于一个固定的 $\mathbf{Y}_j(t_0)$, 有多个满足条件的 $\mathbf{Y}_{j'}(t_0)$, 最后的演化距离 $d_j(i)$ 可表示为:

$$d_j(i) = \frac{1}{|U(\mathbf{Y}_j)|} \sum_{\mathbf{Y}_{j'} \in U(\mathbf{Y}_j)} |\mathbf{Y}_{j+i} - \mathbf{Y}_{j'+i}| \quad (6.27)$$

对比式(6.21)和(6.27), Rosenstein 法在寻找相空间中每一点的邻近点时只找距其最近的一点, 而由于噪声的影响, 这一点可能并非真正的最邻近点。Kantz 提出寻找距离小于邻域尺寸 ε 的所有邻点, 用多点平均来减少噪声的影响。这种算法由于充分地利用了能够利用的所有数据, 并对它们进行了某种意义上的平均, 因而计算结果更加稳定, 但增加了计算量, 而且选取合适的邻域范围 $U(\mathbf{Y}_j)$ 也是 Kantz

算法的难点。如果选取固定的邻域尺寸 ε ，对于不均匀的混沌吸引子，可能会造成有的点附近可以找到很多邻近点，而有的点附近一个满足条件的邻近点也找不到。如果选择固定的邻近点数目 N ，则可能有的数据点的邻域很小，符合对邻域的要求，而有的数据点所构成的邻域范围很大，此时反映出来的就是一个较大区域的平均效果，违背了采用邻近点的本意。为了解决这一问题，梁勇等提出采用可变邻域的方法来进行改进^[144]。

6.4 海杂波和目标的小数据量最大 Lyapunov 指数

6.4.1 海杂波和目标的小数据量 Lyapunov 指数

在计算实测数据的最大Lyapunov指数时，最常用的就是Rosenstein小数据量方法，在本文研究中也采用这种方法对海杂波数据进行分析。图6.3为HH和VV极化情况下使用小数据量法计算#54组数据的最大Lyapunov指数曲线，图中海杂波和含主目标数据的最大Lyapunov曲线有较大差异，但都是一个弯曲上升的曲线，如果用直线拟合弯曲向上这段区域，确实可以得到一个正的斜率值，这个值即为最大Lyapunov指数。从这一点上，可以认为海杂波具有混沌特性，这也是大量文献认为海杂波具有混沌特性的原因。

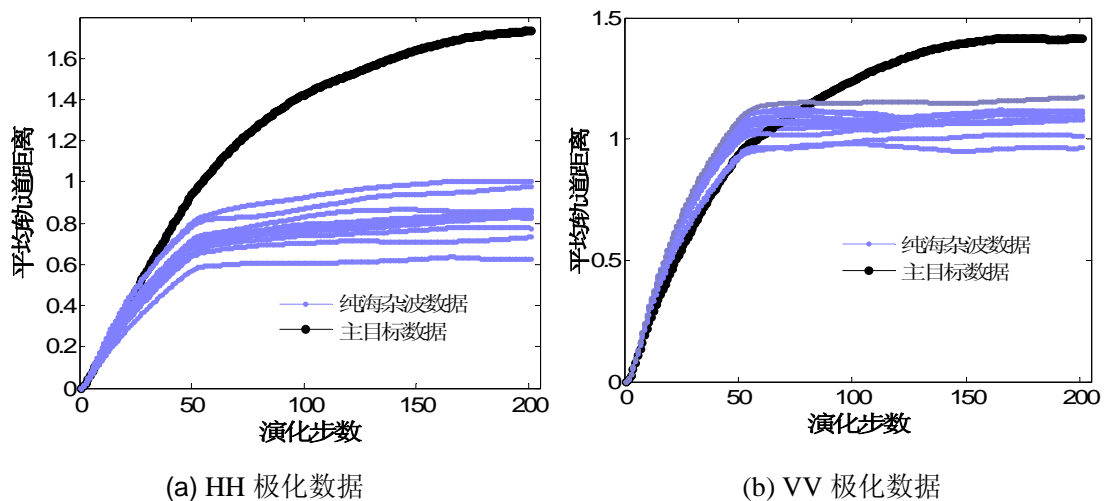


图6.3 小数据量法计算#54组的最大Lyapunov指数

Fig. 6.3 Largest Lyapunov exponent of #54 sea clutter dataset calculated by small data method (the left is HH polarization, the right is VV polarization)

但也应注意到, 理论混沌模型的最大 Lyapunov 指数曲线是直线上升, 海杂波和目标的 Lyapunov 指数是弯曲的上升, 这一点既有可能是由数据的自相关引起的, 也有可能是文献[146]中研究的混沌叠加噪声的情况, 很难通过曲线判断出海杂波和目标数据属于哪种情况。本文在第 4 章中分析指出海杂波由随机成分和确定性成分共同组成的, 也说明海杂波的性质比较复杂。

而且即使通过最大 Lyapunov 指数认为海杂波具有混沌特性, 由图 6.3 左侧的 HH 数据, 可以看到同一时刻不同距离门海杂波数据的 Lyapunov 指数也是具有差异的, 说明海杂波的 Lyapunov 指数不是恒定的, 是随着时空变化的, 并不像理想混沌系统或含有噪声混沌系统那样保持不变。这一点意味着即使不考虑每个距离门数据的时变特性, 在做目标检测仅考虑空间变化特性时, 每个距离门都需要一个非线性方程来拟合, 这样检测器的构造将相当复杂, 计算量也非常庞大。鉴于海杂波数据的复杂性, 以及使用小数据量法计算出的海杂波和目标的 Lyapunov 指数无法确切对海杂波是否具有混沌性质做准确判断, 本文在下一节 6.5 中将使用时间相关指数对海杂波数据的混沌特性做进一步研究。

6.4.2 使用最大 Lyapunov 指数和替代数据法检测海杂波的非线性特性

在本文第 3 章中已经使用替代数据法通过三阶统计量检验了海杂波的非线性性质, 并将其用于目标检测。下面使用替代数据方法, 以最大 Lyapunov 指数曲线作为统计量来进一步验证该结论。图 6.4 是 #54 组数据的 VV 极化实测数据和替代数据的最大 Lyapunov 指数曲线图 (10000 点), 其中左图为纯海杂波数据 (第 6 距离门), 右图为含有主目标的数据 (第 8 距离门)。从左侧图可以看到, 海杂波实测数据和线性模型产生的替代数据具有明显区别, 说明海杂波数据具有明显的非线性特性, 这和本文第 3 章中的结论相同。由图 6.4 右侧图中目标和替代数据的比较可以发现, 目标数据在较小的演化步数上和替代数据没有显著差异, 只在较大的演化步数上和替代数据具有明显差异。由左右两图可见, 纯海杂波数据和目标数据相比, 纯海杂波数据的非线性特性更加明显, 验证了本文第三章的结论。

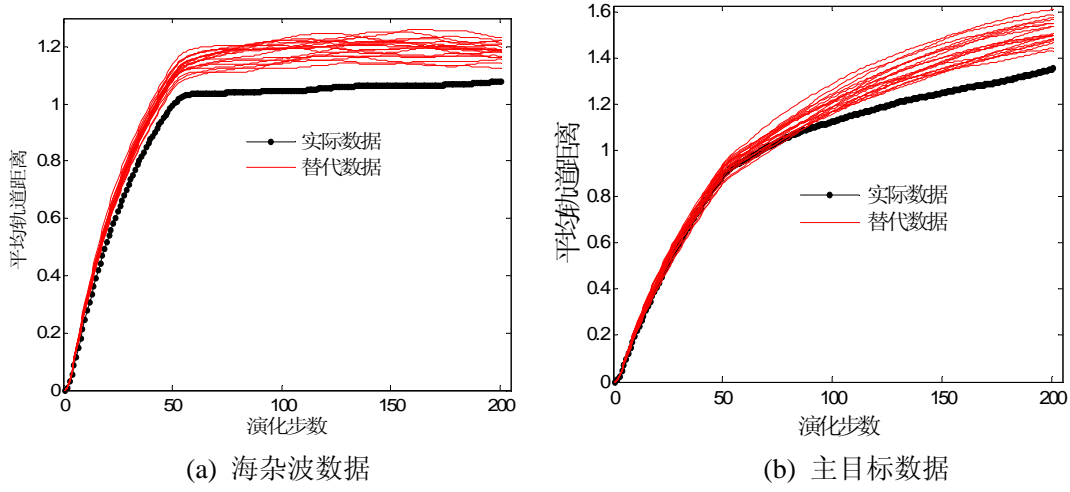


图6.4 VV极化实测数据和替代数据的最大Lyapunov指数曲线

 Fig. 6.4 Largest Lyapunov exponent of realife data and surrogate data in VV polarization
(the left is pure sea clutter data of #54 dataset, the right is primary target data of #54 dataset)

6.5 海杂波和目标数据的时间相关指数

无论是Wolf方法还是小数据量方法，都仅仅是根据轨道跟踪算法使用最小二乘策略来计算最大Lyapunov指数。固然对于确定的已知混沌系统，能比较准确地求出最大Lyapunov指数，也有一些抗噪声干扰的能力，但都无法区分混沌、含噪混沌和噪声诱发混沌，更不能识别出分数布朗运动的尺度特性。Gao jianbo等提出的时间相关指数^[85]和尺度相关Lyapunov指数^[51]，可以有效地对各种混沌和分形现象进行区分和描述。鉴于海杂波在6.4节讨论中出现的复杂特性，本节使用Gao jianbo等提出的时间相关指数和尺度相关Lyapunov指数来对海杂波做进一步分析。

6.5.1 时间相关指数和尺度相关 Lyapunov 指数的计算方法

在1994年，Gao jianbo等定义了混沌时间序列的时间相关指数(Time Dependent Exponent, TDE)为^[85]

$$\Lambda(k) = \left\langle \ln \left(\frac{\|\mathbf{X}_{i+k} - \mathbf{X}_{j+k}\|}{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|} \right) \right\rangle \quad (6.28)$$

式(6.28)中的 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 的取值范围为 $r \leq \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\| \leq r + \Delta r$ ，其中 r 和 Δr 都为大

于零的较小距离值。 $\langle \cdot \rangle$ 运算符表示对所有的数据点对 $(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 的演化情况取总体平均, 整数值 k 被称为演化时间, 对应的实际时间值为 $k\delta t$, 其中 δt 为采样时间。距离值 $(r, r + \Delta r)$ 的限定条件为 TDE 的计算定义了一个区间, 不同的区间会捕捉到系统在不同尺度上的特征。时间相关指数在研究噪声诱发混沌、区分噪声和混沌信号中获得了大量应用^[49,50,119]。

最大 Lyapunov 指数等价于求 $\Lambda(k)/k$, 这里的 $\Lambda(k)$ 的定义和式(6.28)相同, 只不过其限定条件有一些改变, $\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\| < r$ 和 $\|\mathbf{X}_{i+k} - \mathbf{X}_{j+k}\| < R$, r 是一个较小的距离尺度。 R 是一个较大的距离尺度, 它要小于可以预测的时间尺度。因此如果假设最相邻两轨道之间的平均距离为 ε_0 , 在 t 和 $t + \Delta t$ 时刻轨道分离演化后的平均距离分别为 ε_t 和 $\varepsilon_{t+\Delta t}$, 当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时, 有

$$\varepsilon_{t+\Delta t} = \varepsilon_t e^{\lambda(\varepsilon_t)\Delta t} \quad (6.29)$$

其中 $\lambda(\varepsilon_t)$ 被称为尺度相关的 Lyapunov 指数(Scale Dependent Lyapunov Exponent, SDLE), 它可通过如下公式进行计算

$$\lambda(\varepsilon_t) = \frac{\ln \varepsilon_{t+\Delta t} - \ln \varepsilon_t}{\Delta t} \quad (6.30)$$

SDLE 的尺度特性主要通过使用不同的 ε_t 作限制条件来实现, 具体计算时需要选取满足如下条件的相空间向量 \mathbf{Y}_j 和 \mathbf{Y}_i :

$$\varepsilon_k \leq \|\mathbf{Y}_j - \mathbf{Y}_i\| \leq \varepsilon_k + \Delta \varepsilon_k \quad (6.31)$$

可以将(6.31)式的 k 取不同值, 来获取多尺度的轨道演化特征—SDLE。由式(6.29)可知, ε_t 和 $\varepsilon_{t+\Delta t}$ 为在 t 和 $t + \Delta t$ 时刻轨道分离距离, 因此公式(6.30)可改写为

$$\lambda(\varepsilon_t) = \frac{\langle \ln \|\mathbf{X}_{i+t+\Delta t} - \mathbf{X}_{j+t+\Delta t}\| - \ln \|\mathbf{X}_{i+t} - \mathbf{X}_{j+t}\| \rangle}{\Delta t} \quad (6.32)$$

上式(6.32)即为尺度相关 Lyapunov 指数(SDLE)的计算公式, SDLE 可以有效区分各种非线性现象, 具有广泛的应用前景。但是对于海杂波数据而言, 由于海杂波的噪声和非平稳特性, 使用 SDLE 来确定线性区间比较困难, 因此在下面章节 6.5.2 中使用式(6.28)中的时间相关指数 $\Lambda(k)$ 来考察海杂波和目标数据的混沌特性。

6.5.2 基于时间相关指数的海杂波和目标混沌性质分析

在使用时间相关指数曲线来分析纯海杂波和含有目标数据之前，先使用该方法分析一下单纯的混沌数据和随机数据。图6.5为Logistic混沌模型数据和高斯白噪声数据在不同半径尺度下的时间相关指数曲线，左侧的Logistic数据由于具有混沌特有的指数分离特性，每个半径上的时间相关指数曲线可理解为使用Kantz算法求得的一条最大Lyapunov指数曲线，所以在不同的尺度半径下，时间相关指数曲线形成一个共同的包络，这个包络的斜率值即为Lyapunov指数值。右侧的白噪声由于不具有指数率敏感性，因此不具有共同的包络。虽然白噪声在每个半径上的时间相关指数曲线都有上升的趋势，单纯依照定义曲线拟合得到的Lyapunov指数为正，但很显然白噪声不具有混沌特性。由以上分析，Gao等提出的时间相关指数利用了不同空间尺度上的混沌时间序列的指数分离特性，变化邻域半径的多尺度特性使该方法相对于Wolf方法和小数据量方法更具鲁棒性。

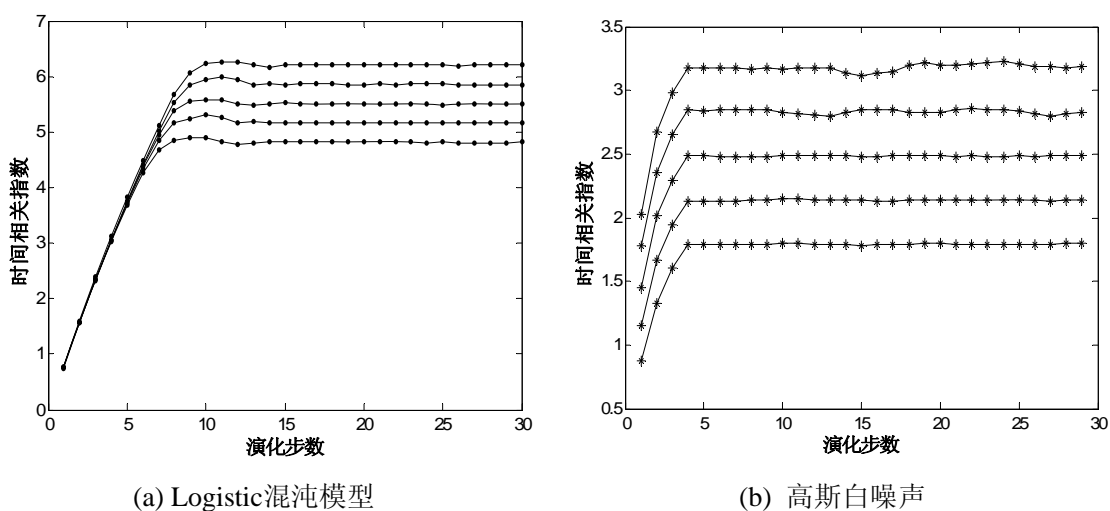


图6.5 Logistic混沌模型数据和高斯白噪声数据在不同半径尺度下的时间相关指数曲线

Fig. 6.5 Time Dependent Exponents of logistic chaotic model and white Gaussian noise

下面使用时间相关指数曲线来分析纯海杂波和含有目标的数据。图6.6为VV极化情况下#54数据的海杂波和主目标数据时间相关指数曲线，其中左侧图为纯海杂波数据，右侧图为主目标数据。可以看到海杂波和主目标数据的时间相关指数曲

线不同。但无论是海杂波还是弱小目标，他们都不具有如图6.5中左侧Logistic混沌模型的共同包络特征，因此不能将海杂波或弱小目标数据当成混沌数据来处理。

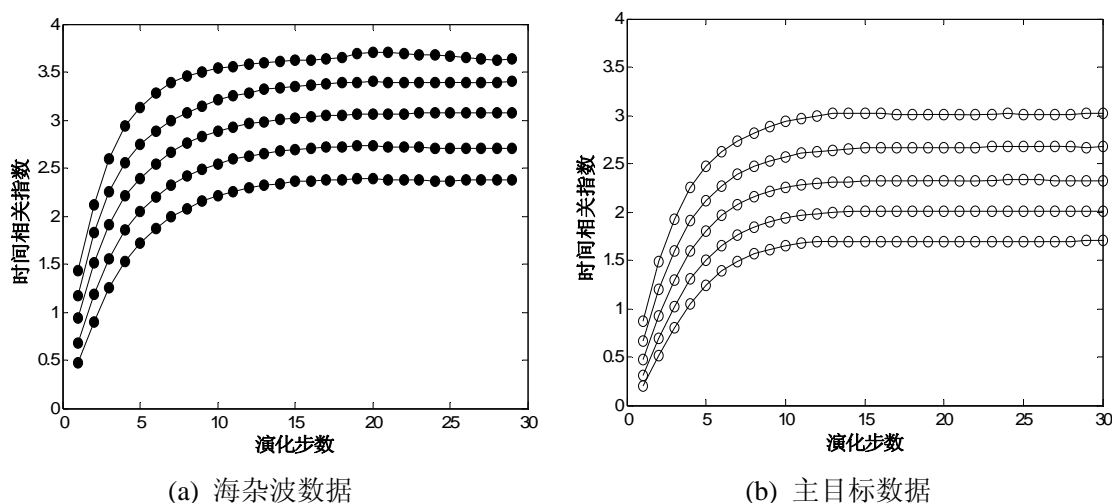


图6.6 #54 组海杂波和主目标数据的时间相关指数曲线

Fig. 6.6 Time Dependent Exponents of sea clutter data and primary target data in #54 datasets

6.6 本章小结

最大Lyapunov指数是判断时间序列是否为混沌的重要不变量，本章研究说明静态和动态噪声会严重影响最大Lyapunov指数的计算，对于含噪声时间序列需谨慎使用最大Lyapunov指数。单纯按照公式和定义来判断，小数据量法计算海杂波的最大Lyapunov指数为正值，说明海杂波具有混沌性质；而使用Gao等提出的时间相关指数进行分析，不同半径下没有共同包络，又说明海杂波不具有混沌性质，这两个结论是矛盾的。小数据量法是计算最大Lyapunov指数的最常用算法，但对于含有强噪声或未确定性质的信号结果并不稳定，而且线性区间的选取也具有主观因素^[146]。因此对于实际时间序列，不能绝对地说拟合得到一个正的最大Lyapunov指数，就认为时间序列是混沌信号，实际上分形噪声或含有噪声的非混沌信号也完全有可能出现正的Lyapunov指数值^[52]。时间相关指数使用变化邻域半径来分析混沌时间序列的指数分离特性，多尺度特性使该方法相对于Wolf方法和小数据量方法更具鲁棒性。本章使用尺度相关指数发现海杂波不具有混沌性质，说明海杂波信号非常复杂，海杂波是否具有混沌性质还需要进一步研究。

第 7 章 基于海杂波空间分形特性差异的目标检测新方法

近年来分形方法被广泛应用到时间序列分析中,该方法也被应用到海杂波的分析 and 目标检测研究中^[45,46]。在本章中根据海杂波本身的物理特性,通过比较同一时刻未知海域和已知海杂波区域的分形特征差异,进一步发展和完善了分形分析方法在弱小目标检测中的应用,取得了比单纯利用分形维数更好的检测效果。本文在第 5 章中计算了海杂波在相空间中的分形特征—关联维数,发现海杂波并不具有混沌时间序列在相空间的奇怪吸引子,不具有几何不变量。关联维数主要是分析数据是否具有混沌特征,研究的是时间序列在相空间的几何分形特性。而本章主要是使用分形分析方法研究海杂波数据在时间尺度上是否具有分形特征,研究的是序列在不同时间尺度上的自相似特征,所以本章和本文第 5 章是从不同的角度来研究海杂波的分形特征。

7.1 引言

传统上对海杂波的研究是侧重于研究海杂波的幅度和功率谱,利用统计分析手段来提取和分析海杂波特征,并以此为海杂波建模或者对海上目标进行检测。但海杂波是一种复杂多变的信号,现有的统计方法往往不能充分、全面地描述海杂波的动态特性。为了获得对海杂波这种复杂信号更有效的描述,就迫切要求使用新的技术手段和研究方法。除了前面章节提到的混沌时间序列分析方法以外,近年来不断发展的分形分析也是一种重要的研究手段。

海杂波的几何结构具有不同层次,层次之间具有一定的相似性,与其相关的一个重要概念就是由 Mandelbrot 提出的分形理论。分形理论不同于传统几何学方法,它充分描述了自然界中各种不规则和自相似现象,已成功地应用于图像处理、语音识别等领域。表征表面分形特征的一个重要参数就是表面的分形维数,由于这种维数一般是非整数的,所以被称为分数维。从分形几何学的概念来看,具有自相似特性的海面是一种分形表面,当雷达波束入射到这样的表面时,海杂波的后向散射信号也应该具有分形特征。海杂波的分形分析方法从一个侧面反映了海杂波的本质特征,至少反映了传统分析方法没有考虑到的一些特征。

虽然国内外学者已经对海杂波的分形特性进行了大量研究，但主要是通过设置固定分形维门限来检测目标。海面状态往往是不稳定的，海面的粗糙程度和风向、洋流、海浪等各种气象条件有关，风平浪静和大风大浪时的海面粗糙程度明显不同，因此即使海杂波具有分形特性，仅使用一个固定参数作为检测门限的目标检测效果也不能适应海面多变的情况，会造成虚警和漏警。本章从时间序列分析的角度（从一维信号的角度）出发来研究海杂波，发现海杂波确实具有分形特征，但分形特性仅在一定的时间尺度内存在。在这一段分形时间尺度范围内，目标存在会改变海杂波分形特征，因此可以利用这一点来进行目标检测。本文基于海杂波和目标的空间分形特征差异来检测目标，改进了分形分析检测方法的性能。

7.2 分数布朗运动模型及其性质

在分形信号处理中，比较常用的是分数布朗运动模型。本文在分析海杂波时间序列之前，先简要分析分数布朗运动模型，然后分析一下该模型的基本性质。分数布朗运动(FBM, Fractional Brownian Motion)是一个常用的分形数学模型，它既具有自相似、长程相关等分形性质，同时也具有易于处理的特点。Mandelbrot将FBM模型定义如下^[65]：

$$B_H(t) = B_H(0) + \frac{1}{\Gamma(H + 1/2)} \int_{-\infty}^t K(t-s)dB(s) \quad (7.1)$$

这里的 $B_H(0)$ 可以取为 0, $dB(s)$ 是高斯分布决定的位移，式中积分核为

$$K(t-s) = \begin{cases} (t-s)^{H-1/2} & (0 \leq s \leq t) \\ (t-s)^{H-1/2} - (-s)^{H-1/2} & (s < 0) \end{cases} \quad (7.2)$$

其中 $H \in (0,1)$ 为 Hurst 指数，是描述数据自相似性或不规则度的因子，它和分数维 D 具有如下关系：

$$H = 2 - D \quad (7.3)$$

当 $H = 1/2$ 时，分数布朗运动就退化为一般的布朗运动。FBM模型是描述时间（或空间）长程相关、功率谱密度满足 $1/f$ 规律的非平稳随机过程的数学模型。

FBM模型具有以下性质：

(1) 自相似性

$$B_H(at) - B_H(0) \simeq |a|^H [B_H(t) - B_H(0)] \quad (7.4)$$

这里的等号 \simeq 应理解为“统计上相等”。即当时间间隔从 t 变换到 at 时,函数的位移差别变化了 $|a|^H$ 倍,这说明分数布朗运动曲线是自仿射曲线,具有不同尺度上的自相似特性。

(2) 方差的非平稳性与相关函数

FBM的方差与时间有关,它是非平稳的,并且方差如下面形式随着时间发散:

$$\text{Var}[B_H(t) - B_H(0)] = |t|^{2H} \cdot \text{Var}[B_H(t) - B_H(0)] = \sigma^2 |t|^{2H} \quad (7.5)$$

更一般地有

$$\text{Var}[B_H(t) - B_H(s)] = \sigma^2 |t - s|^{2H} \quad (7.6)$$

利用上式就可以求得 FBM 模型的相关函数为

$$R_{B_H}(t, s) = \frac{\sigma^2}{2} [|t|^{2H} - |t - s|^{2H} + |s|^{2H}] \quad (7.7)$$

(3) $1/f$ 形式谱特性

FBM是非平稳过程,用Wigner-Ville谱进行时频分析,可得到该模型的频谱特性如下式所示^[147]:

$$W_{B_H}(t, w) = (1 - 2^{1-2H} \cos wt) \frac{1}{|w|^{2H+1}} \quad (7.8)$$

对上面的 FBM 时变频谱在观测区间 $[0, T]$ 内求平均,可得 FBM 的平均功率为

$$S_{B_H}(w, T) = \frac{1}{T} \int_0^T W_{B_H}(t, w) dt = \left[1 - 2^{1-2H} \frac{\sin wT}{wT} \right] \frac{1}{|w|^{2H+1}} \quad (7.9)$$

当观测时间足够长,即 $T \gg 1/w_0$ 时,FBM 完全具有 $1/f$ 的谱形式,即

$$S_{B_H} \approx \frac{1}{|w|^{1+2H}} \quad (7.10)$$

(4) FBM增量的分形特性和平稳性

FBM模型具有非平稳性,应用起来有些不方便,它的增量为平稳高斯随机过程,被称为分形高斯噪声(FGN, Fractional Gaussian Noise),其概率分布为:

$$P_r\left(\frac{B_H(t + \Delta t) - B_H(t)}{\|\Delta t\|^H} < y\right) = F(y) \quad (7.11)$$

$F(y)$ 是与 t 无关, 具有 $N(0, \sigma^2)$ 的分布函数:

$$F(y) = \int_{-\infty}^y \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (7.12)$$

由以上两式(7.11)和(7.12), 可得到FGN模型的统计特性:

$$\begin{aligned} E[B_H(t + \Delta t) - B_H(t)] \cdot \|\Delta t\|^{-H} &= 2\sigma/\sqrt{2\pi} \\ Var[B_H(t + \Delta t) - B_H(t)] \cdot \|\Delta t\|^{-2H} &= \sigma^2 \end{aligned} \quad (7.13)$$

其相关函数为:

$$R_{G_H}(t, s, \Delta t) = \frac{\sigma^2}{2} [|t - s - \Delta t|^{2H} + |t - s + \Delta t|^{2H} - 2|t - s|^{2H}] \quad (7.14)$$

最后得到 FGN 的谱特性为:

$$W_{G_H}(t, w) = \frac{1}{|w|^{2H-1}} \quad (7.15)$$

从上述的统计量可看出, FGN 模型不但具有平稳性, 另外它同样具有自相似性, 长程相关性等分形特征。

(5) 长程相关性

令 $B_H(0)=0$, 则未来增量 $B_H(t)$ 与过去增量 $-B_H(-t)$ 的相关函数可以写为

$$C(t) = \frac{E[-B_H(-t)B_H(t)]}{E[B_H(t)]^2} = 2^{2H} - 1 \quad (7.16)$$

对于 FBM 模型, 从上式可知当 $H \neq 1/2$ 时, 对任一时刻 t , $C(t) \neq 0$ 。

上面讨论了 FBM 模型的一些重要性质, 下面分析一下基于该模型 Hurst 分形指数的常用计算方法。

7.3 Hurst 指数计算方法分析

FBM模型具有广泛的适用性, 目前也有很多产生该模型数据和计算该模型 Hurst分形指数的方法, 下面就比较几种常用的计算方法^[45]。

7.3.1 波动分析法

波动分析(Fluctuation Analysis, FA)方法描述的是序列的二阶统计特性—相关特性, 它计算Hurst指数的整个计算过程如下^[45]:

设待处理的时间序列为

$$X(i), i = 1, 2, \dots \quad (7.17)$$

上式表示一个协方差平稳的随机序列, 它的均值和方差为 μ 和 σ^2 。从原序列中减掉均值 μ 后, 得到一个新序列

$$x(i), i = 1, 2, \dots, \text{ 其中 } x(i) = X(i) - \mu \quad (7.18)$$

此时可以根据序列 $x(i)$ 本身的特点, 从以下三种处理方式选取一种假定进行处理:

- (1) $x(i)$ 序列本身为分数布朗运动(FBM)过程, 可直接对序列 $x(i)$ 进行下一步处理。
- (2) $x(i)$ 序列为分数布朗噪声(FGN)过程, 则 $x(i)$ 序列的部分增量和序列 $y(m)$ 为 FBM 过程, 先求原始序列部分增量和

$$y(m), m = 1, 2, \dots, \text{ 其中 } y(m) = \sum_{i=1}^m x(i) \quad (7.19)$$

然后对序列 $y(m)$ 进行处理。

- (3) 将 $x(i)$ 序列进行差分后的序列 $z(n)$ 看成是 FBM 过程

$$z(n), n = 1, 2, \dots, \text{ 其中 } z(n) = x(n+1) - x(n) \quad (7.20)$$

总之, 先假设 $x(i)$ 序列的性质为分数布朗运动(FBM)过程, 则该序列计算的Hurst指数应在 $0 < H < 1$ 之间。其中待处理时间序列的Hurst指数在 $0.1 < H < 0.9$ 之间为佳, 如果Hurst指数较大或较小, 则说明假设可能有问题, 要对序列进行差分或积分后再重新计算Hurst指数, 下面讨论的其他Hurst指数计算方法也要这么考虑和处理, 这样做能更好地对时间序列进行分形分析^[148]。

FA 方法计算 Hurst 指数的公式为

$$F(m) = \sqrt{\langle |x(n+m) - x(n)|^2 \rangle} \approx m^H \quad (7.21)$$

上式经过变换后, 可得到 Hurst 指数 H 为:

$$H = \frac{\log_2 F(m)}{\log_2 m} = \frac{\log_2 \sqrt{\langle |x(n+m) - x(n)|^2 \rangle}}{\log_2 m} \quad (7.22)$$

7.3.2 消除趋势波动分析法

虽然FA方法计算简便，在早期时间序列的分形指数分析中被大量应用。但该方法在计算中会受到时间序列本身趋势的影响，为了避免趋势对时间序列分形值的影响，消除趋势波动分析(Detrended Fluctuation Analysis, DFA)方法被提出，该方法的具体计算过程如下^[73,74]：

- (1) 首先将待处理序列分成长度为 m 的 $N_m = \text{int}(N/m)$ 个不相交的等长子区间。如果序列长度 N 不是分隔跨度 m 的整数倍，一般保留待处理序列末端的剩余部分，然后将该序列从原序列末端开始往回再分隔一次，这样一共可以得到 $2N_m$ 个等长区间，当然为了简便起见，在数据量比较大时，也可以将末端剩余序列丢掉，只处理 N_m 个子区间上的 $N_m * m$ 个数据。
- (2) 设第 j 个子区间上的原始序列可以表示为 $x_j(i)$, $i = 1, 2, \dots, m$ ，通过 k 阶多项式 $\hat{x}_j^{(k)}(i)$ 使用最小二乘法拟合 $x_j(i)$ ，这里的 $\hat{x}_j^{(k)}(i)$ 叫做局部趋势函数，用来表征该子区间原始序列的大致趋势，又根据 k 阶次选择的不同，分别叫做消除趋势波动分析(DFA)的 k 阶方法。
- (3) 通过 $\hat{x}_j^{(k)}(i)$ 来消除子区间上的局部趋势，得到第 j 个子区间上的消除趋势序列 $z_j(i)$ 为

$$z_j(i) = x_j(i) - \hat{x}_j^{(k)}(i), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7.23)$$

计算每个子区间上原始序列和消除趋势序列的均方误差为

$$F^2(j) = \langle z_j^2(i) \rangle = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m z_j^2(i) \quad (7.24)$$

- (4) 计算整个原始序列共 N_m 个子区间的 $F^2(j)$ 的均值平方根为

$$F_m = \left[\frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} F^2(j) \right]^{1/2} \propto m^H \quad (7.25)$$

由上式可知，Hurst指数表现了 m 和 F_m 之间的幂率函数关系。

(5) F_m 随着分隔长度 m 变化，对 F_m 和 m 取双对数坐标后，所得斜率即为该序列的Hurst指数值：

$$H = \frac{\log_2 F_m}{\log_2 m} = \frac{\log_2 \left[\frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} F^2(j) \right]^{1/2}}{\log_2 m} \quad (7.26)$$

DFA方法是计算时间序列Hurst指数的可靠方法，同时学者们也充分研究了不同的趋势和非平稳性对该方法的影响^[73,74]。

7.3.3 小波分析法

分形信号在尺度变换下具有自相似和多分辨特征，其非平稳性又要求分析工具兼有时频分析功能，所以建立在平稳过程上的分析方法往往很难处理这样的信号。小波变换具有时频分析功能，其核心是通过小波基的伸缩变换，多分辨地研究信号在各个尺度上的特征，因此它是分析分形对象的有效工具。

对FBM信号进行离散小波变换后，将小波分解得到的系数进行数学处理，就可求得该信号的分形特征。目前使用小波方法求解Hurst分形指数的方法主要有方差法、谱估计法和能量法等^[149]，实际上这几种方法的结果是一致的^[150]，因此本文仅讨论方差法。

定义尺度函数为 ϕ_0 ，小波函数为 ψ_0 ，最大分解层数为 J 。离散小波变换后各尺度下的小波函数 $\psi_{j,k}$ 和尺度函数 $\phi_{j,k}$ 为

$$\phi_{j,k} = 2^{-j/2} \phi_0(2^{-j/2} - k), \psi_{j,k} = 2^{-j/2} \psi_0(2^{-j/2} - k), k \in Z \quad (7.27)$$

分数布朗运动 $B_H(t)$ 可分解为

$$B_H(t) \rightarrow \{a(J, K), d(j, k), j \in [1, J], k \in Z\} \quad (7.28)$$

其中

$$\begin{aligned} a(J, K) &= \langle B_H, \phi_{J,k} \rangle, a(J, K) \text{ 为尺度系数} \\ d(j, k) &= \langle B_H, \psi_{j,k} \rangle, d(j, k) \text{ 为小波系数} \end{aligned} \quad (7.29)$$

因此 $B_H(t)$ 可表示为

$$B_H(t) = \sum_k a(J, K) \phi_{J, K}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_k d(j, k) \psi_{j, k}(t) \quad (7.30)$$

由 $B_H(t)$ 是一个自相似过程，即

$$\forall c > 0, \{c^{-H} B_H(ct), t \in R\} \stackrel{d}{=} \{B_H(t), t \in R\} \quad (7.31)$$

$$\text{对于 } j \in Z, \text{ 有} \quad B_H(2^j u) \stackrel{d}{=} 2^{jH} B_H(u) \quad (7.32)$$

上式进行变量替换可得

$$d_{j, k} = \int B_H(2^j u) 2^{-j/2} \psi(u - k) 2^j du \stackrel{d}{=} 2^{j(H+1/2)} d_{0, k} \quad (7.33)$$

对于分形高斯噪声，其均值为 $E[d_{j, k}] = 0$ ，因此有下式成立

$$\Gamma(j) = E[d^2(j, k)] = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} d^2(j, k) = c_0 2^{j(2H+1)} \quad (7.34)$$

其中， $c_0 = E[d_{0,0}^2]$ 为常数， n_j 是第 j 层小波系数的个数，Hurst 指数 H 可用下式进行计算

$$\log_2 \Gamma(j) = (2H + 1)j + c_1, \text{ 其中 } c_1 \text{ 为常数} \quad (7.35)$$

7.4 海杂波的分形特征和分形目标检测方法

在 7.3 节中，分析了基于分数布朗运动模型计算 Hurst 分形指数的常用方法，研究发现：在这三种方法中，DFA 和小波分析方法的效果相同，FA 的效果较差^[148]。因此在本节仅使用小波分析方法来计算海杂波时间序列的 Hurst 指数曲线。

7.4.1 海杂波的分形特征和时间分形尺度分析

理想分形体在所有尺度上都满足统计自相似性，分形维数与尺度无关。但对于实际信号，自相似性往往只体现在很小的尺度范围内，分形维数也仅在无标度区间内才具有稳定性。对海杂波的无标度区间，文献[46]中指出在时间上的无标度区间为 0.1 秒到 4 秒范围。另外前面提到的三种 Hurst 分形指数计算方法都需要进行曲线拟合，实际数据往往不像理论分形数据那样具有很好的线性关系。

下面分析一下实际海杂波数据，取每个距离门上的幅度数据

$$X(i), i = 1, 2, \dots \quad (7.36)$$

从序列中减去均值 μ ，即

$$x(i) = X(i) - \mu \quad (7.37)$$

得到新时间序列为

$$x(i), i = 1, 2, \dots \quad (7.38)$$

采用小波变换方法对该序列处理后，可得到如图7.1所示的分形特征曲线。可以发现在 4~12 尺度（时间范围 0.016~4 秒）上，海杂波和弱小目标的分形特征曲线具有明显差异，可理解为海杂波在该尺度上具有分形特性，这与文献[46]的结论是一致的。另外取 4~12 尺度来分析海杂波分形特性，也是因为在这些尺度上海杂波的分形曲线可以近似使用线性拟合来求得Hurst分形指数。由图可见，在这段时间尺度上，无论在HH极化还是VV极化情况下，第 54 组数据的海杂波和目标分形特征都显著不同，可以将这两类数据区分开。

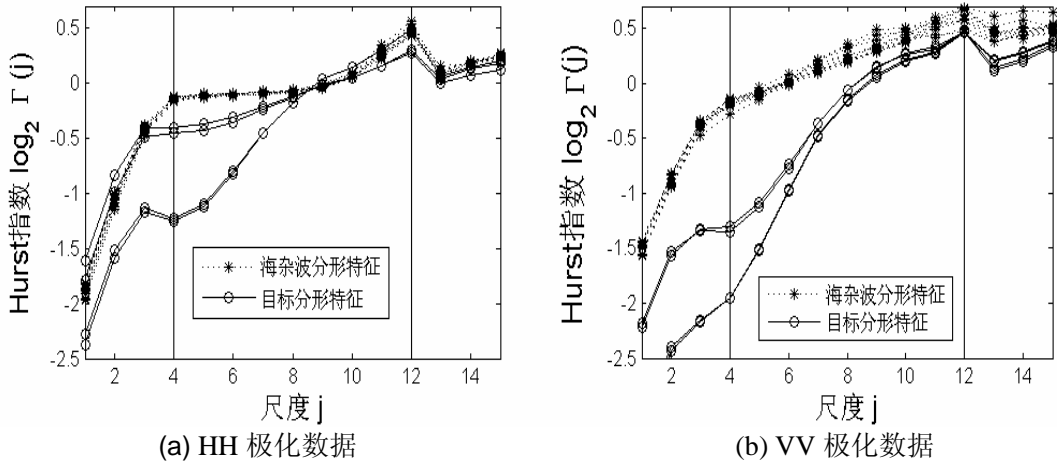


图7.1 #54数据的分形特征

Fig. 7.1 Fractal character of #54 dataset (the left is HH polarization, the right is VV polarization)

虽然海杂波和海面上的弱小目标都具有分形信号的性质，但这种性质仅在一定的时间尺度上和较为粗糙的曲线拟合的前提下成立。实际上不但对于海杂波时间序列，对于其他实际时间序列的分形分析，它们的分形特征也大多不会像理想分形信号那样在各个时间尺度上均存在。因此找到合适的分形尺度是分析实际分

形信号的关键，在本章研究中以4~12尺度（时间范围0.016~4秒）为海杂波的分形尺度区间。

7.4.2 分形门限检测方法的局限性

Hurst指数是信号分形维的一种描述方法，文献[46]中使用它作为统计量来分析海杂波的分形维，并通过比较目标和海杂波的Hurst指数差异来进行目标检测。从7.4.1节的结果来看，确实可以使用该方法进行目标检测。但文献[46]中认为海杂波的分形维受天气、洋流等外界因数的影响很小，几乎不会发生较大变化。而实际上海杂波分形特征是海杂波平面反射雷达回波的结果，在大风大浪和风平浪静时，海洋表面的粗糙程度相差很大，对应的雷达回波不同，这两种情况下也应该对应差异很大的分形维数。因此如果不考虑气象条件，在任何海况下均使用相同的Hurst指数门限来检测海杂波中的目标，有时就会发生虚警和漏警现象。

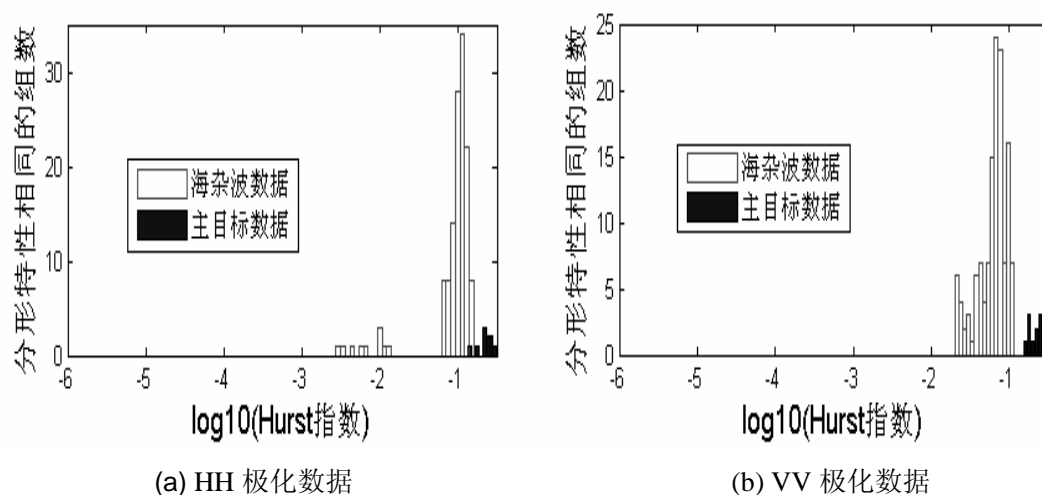


图7.2 IPIX数据集的Hurst指数

Fig. 7.2 Hurst exponents of IPIX database (the left is HH polarization, the right is VV polarization)

下面结合实测海杂波数据分析一下文献[46]方法的局限性。图7.2 中的左侧图 为HH极化情况下，采用文献[46]方法取得海杂波和目标的Hurst指数后，将值取以 10 为底对数的直方图。可以看出海杂波和目标的分形特征均在一定范围内波动， 两者具有一定的可分性。不过两者有重叠的区域，不能完全使用门限值区分出目

标和海杂波，检测效果不是特别理想。图7.2 中的右侧图是VV极化情况下，海杂波和目标的Hurst指数取以 10 为底对数后的直方图。它的检测效果比HH极化稍好一些，海杂波和目标的Hurst指数可以区分开，没有重叠现象。但海杂波和目标的Hurst指数分布比较集中，两者数值比较接近。如果有更多的试验数据，有各种不同的海况数据来检验检测结果，HH极化数据可能也有更多的重叠区域；而VV极化数据可能会出现重叠的情况，因此需要寻找一种更可靠的利用海杂波分形特征来检测目标的新方法。

7.5 基于空间分形特性差异的目标检测新方法

海面分形特征出现时空变化的原因是海面粗糙程度受外部条件的影响。虽然如7.4节分析的那样，海杂波的分形特征在时间和空间上不具有长期稳定性，单纯使用分形维进行目标检测会出现误判现象。但根据实际观察，在船舶雷达的监视范围内，在几分钟内的时间尺度上，海面的各种气象条件一般相差不大，这一区域的海面情况可以认为是均匀的、遍历的。因此在同一海域上，海杂波的分形维在短时间内具有稳定性，只需要考虑有弱小目标存在的区域和纯海杂波区域是否会产生较大的空间Hurst指数差异。根据目标对海面分形特性的影响，本文建立了一种基于空间分形特征差异的弱小目标检测方法。

假定海杂波的分形特征在时间与空间上具有关联性，同一海域在较短时间内的分形特征 Hurst 指数是大致不变的，是稳定的。先求出该海域当前时刻一小块海杂波的分形维，计算出它的 Hurst 指数作为标准特征量 H_{sea} 。

若某处存在目标，则该局部区域雷达回波的分形维将会明显不同于海杂波，所以存在目标处和标准特征量 H_{sea} 的空间 Hurst 指数差异会很大；而不存在目标的海域就是纯海杂波，同一时刻局部海面的海杂波运动状态几乎相同，海杂波和标准特征量 H_{sea} 之间的空间 Hurst 指数差异值会很小。

因此设待测回波的 Hurst 指数为 $H_{unknown}$ ，定义空间 Hurst 指数差异 H_{error} 为：

$$H_{error} = (H_{sea} - H_{unknown})^2 \quad (7.39)$$

上式表征了待测数据和已知海杂波在空间上的分形特征差异,根据 H_{error} 值的大小不同就可以设置门限进行目标检测。

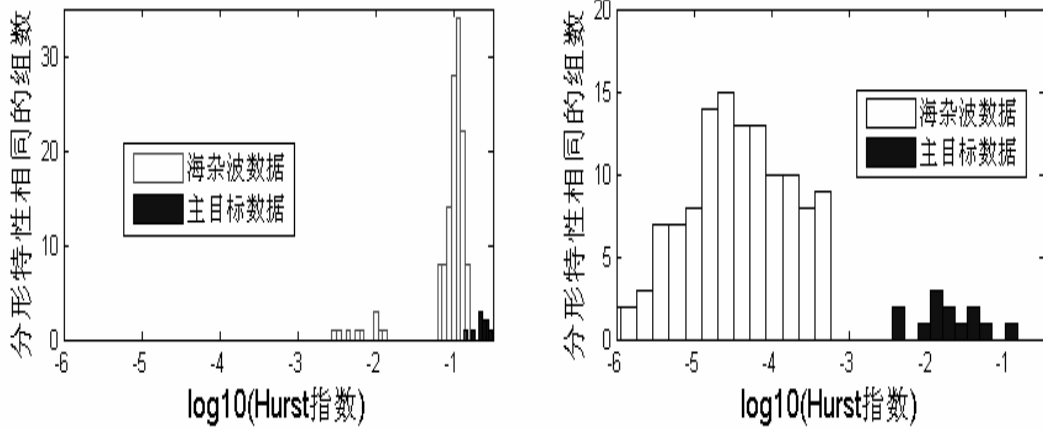


图7.3 文献[46]方法和本文方法检测效果的比较 (HH极化)

Fig. 7.3 Comparison of detecting results between methods in [46] and present research (HH polarization)

图7.3的左侧图为HH极化情况下, 目标和海杂波的空间Hurst指数差异取以10为底对数后的直方图, 两者有重叠区域。图7.3的右侧图是HH极化情况下, 本文提出的基于空间Hurst指数差异的方法。可以看到海杂波和目标不但能够完全区分, 完全没有图7.的左侧图的重叠现象, 而且两者之间差异很大, 很容易使用门限检测出目标。同样在图7.中的VV极化情况下, 目标和海杂波的可分性在右侧图中也比左侧图中好的多。

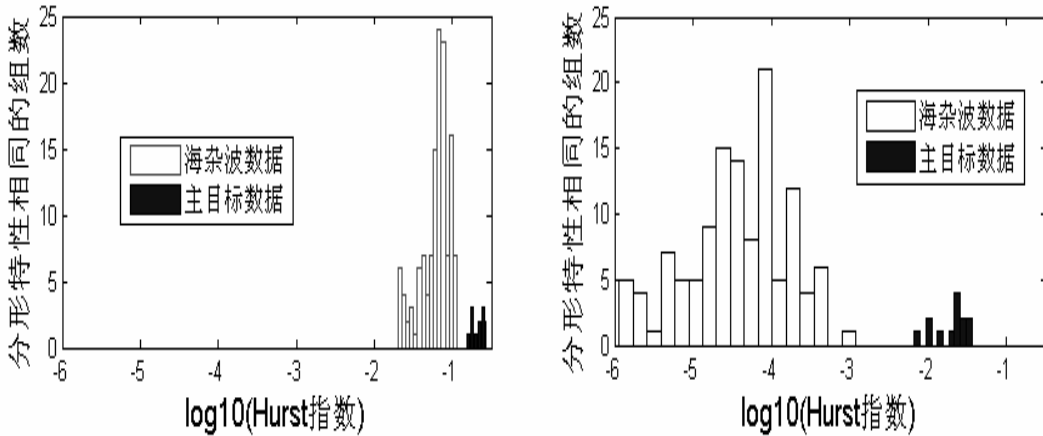


图7.4 文献[46]方法和本文方法检测效果的比较 (VV极化)

Fig. 7.4 Comparison of detecting results between methods in [46] and present research (VV polarization)

通过图7.和图7.中不同极化情况下两种方法检测效果的比较,由于 H_{error} 对目标的存在具有很强的敏感性,该方法对实际IPIX雷达数据取得了很好的检测效果,主目标数据全部被检测出来。虽然本文没有划定检测门限,但是由图可见空间Hurst指数差异方法相对于分形分析方法可以更有效地检测出强海杂波中的弱小目标。

表7.1 Hurst指数方法和空间Hurst指数差异方法比较

Tab. 7.1 Comparison between methods of Hurst parameter and spatial Hurst exponent differences

检测量		统计量	均值 E(x)	标准差 Std(x)	最大值 MAX	最小值 MIN
VV 极化	文献 [46] 方法	海杂波 Hurst	0.066	0.024	0.115	0.020
		目标 Hurst	0.213	0.038	0.268	0.154
	本文 方法	海杂波 $H_{error} * 100$	0.012	0.022	0.179	1.01e-006
		目标 $H_{error} * 100$	2.224	0.934	3.647	0.683
HH 极化	文献 [46] 方法	海杂波 Hurst	0.099	0.034	0.159	0.003
		目标的 Hurst	0.260	0.070	0.386	0.137
	本文 方法	海杂波 $H_{error} * 100$	0.013	0.021	0.111	1.47e-005
		目标 $H_{error} * 100$	3.276	3.75	14.25	0.345

为了定量比较这两种方法的检测结果,表7.1为文献[46]中使用的Hurst指数方法和本文提出的空间Hurst指数差异方法几个统计量的比较。由该表可以看出,文献[46]方法的海杂波和目标均值差异比较小,其中HH极化中海杂波的最大值(0.159)略大于目标的最小值(0.137),有重叠区域无法进行区分。从总体上看,空间Hurst指数差异方法计算的海杂波和目标的均值、最大值和最小值都有很大差异,很容易进行分类。利用空间Hurst差异的方法来检测海面弱小目标,目标和海杂波之间的特征量均值相差约为3(VV极化为 $2.224-0.012=2.212$,HH极化为 $3.276-0.013=3.263$),远大于比使用长时间和大时空的海杂波固定Hurst指数的均值差异(VV极化为 $0.213-0.066=0.147$,HH极化为 $0.260-0.099=0.161$),取得了更好的检测效果。

7.6 本章小结

由以上理论探讨和试验分析可以得出结论：海杂波确实具有分形特性，但海杂波的分形特性和理论模型产生的分形数据相比有两个不同特点。一个是海杂波具有非平稳性，其分形参数具有时变特性，因此单纯使用一个门限无法完全刻画出海杂波的时变特性。另一个是海杂波的分形特性具有一定的时间尺度，大于或小于这个时间尺度都不具有分形特性。

根据海杂波数据的分形特点，本章提出基于空间分形特性差异的目标检测新方法。虽然海杂波的分形特征在时间和空间上不具有长期稳定性，单纯使用分形维门限进行目标检测会出现误判现象。但是在同一海域上，海杂波的分形维在短时间内具有稳定性，而目标的存在会使该区域回波产生较大的空间Hurst分形指数差异。经IPIX雷达实际数据验证，本章的空间分形特性差异方法提高了海杂波中的弱小目标检测性能。基于空间分形特性差异的目标检测方法是一种比单纯使用Hurst指数（或其他分形维特征）更稳健、检测效果更好的弱小目标检测方法。

第 8 章 结束语

对前面各章的工作进行了总结，分析了本文研究中有待进一步解决的问题。

8.1 结论

对前面几章的研究结果加以概括和总结，可以得到如下结论。

本文改进和提出了几种基于非线性技术的弱小目标检测新方法。

- (1) 改进了基于非广延分布模型拟合参数的目标检测方法；
- (2) 提出了基于替代数据的目标检测方法；
- (3) 提出了基于空间分形特性差异的目标检测方法。

通过理论分析和实际雷达数据验证，经典的统计模型和似然比检测理论不适合海杂波中弱小目标检测的需要，而非线性方法在强海杂波中具有较强的目标检测能力。本文定性和定量分析了海杂波的非线性特性，研究了海面弱小目标对海杂波非线性性质的影响，改进和提出了三种检测性能良好的非广延分布模型、替代数据法和空间分形特性差异目标检测新方法。这些基于非线性理论的目标检测方法丰富了海杂波中的弱小目标检测理论，具有较好的检测性能，是弱小目标检测领域具有发展潜力的新方向。

本文通过非广延分布参数 q 对海杂波幂率敏感性的分析和 Cao 方法对海杂波性质的定性分析，指出学者们争论海杂波是混沌信号还是随机信号的原因是海杂波本身就是由随机成分和确定成分共同组成的，单独采用随机统计模型或混沌模型只能从一个方面逼近海杂波物理特性，都很难准确逼近海杂波系统，深化了海杂波建模和目标检测领域的研究者对海杂波性质的理解。

本文分析出在复杂噪声背景下，使用关联维数和最大 Lyapunov 指数两个混沌不变量判断时间序列混沌性质不准确的缺陷。混沌研究领域往往分析纯净或只含有静态噪声的信号，关联维数和最大 Lyapunov 指数对于理想的混沌模型确实可以作为“不变量”，具有很好的检测效果。但是对于性质未知的实际信号，尤其是具有时变非平稳性、含有各种噪声的海杂波信号，本文通过仿真实验和实测数据结果，指出关联维数和最大 Lyapunov 指数并不能作为海杂波是否为混沌信号的依

据, 仅仅计算关联维数、最大 Lyapunov 指数等混沌不变量就指出海杂波是混沌信号或不是混沌信号都是不充分的, 应谨慎使用这两个不变量评价含噪声时间序列的性质。本文对关联维数和最大 Lyapunov 指数的研究不但有助于研究学者使用混沌理论分析海杂波信号, 也对使用混沌参量处理其他实际信号提供了借鉴。

8.2 本文研究工作有待进一步解决的问题

在基于非线性分析的海杂波处理和目标检测研究方面, 本文取得了一些初步结果, 但还需要在以下几个方面开展更深入的研究和讨论:

首先, 本文研究的实测海杂波数据和目标数据的体制体制单一, 下一步应采集不同体制雷达的实测数据。虽然本文所用加拿大 McMaster 大学的 IPIX 雷达信号表征了不同海况下、不同极化形式下 X 波段雷达的弱小目标检测问题, 但为了搞清楚本文的非线性分析和目标检测方法是否具有普遍适用性, 下一步要使用更多的不同体制实测海杂波数据进行检验。

第二, 非线性方法相对于统计检测方法, 对弱小目标具有很好的检测性能, 但计算量较大、算法复杂。下一步应提高非线性检测方法的实用性, 降低检测所需的数据长度和算法复杂性, 发展和研究实时非线性目标检测算法。

第三, 本文虽然采用了几种非线性方法来分析海杂波, 但海杂波研究中需要引入更多的非线性方法。鉴于分形特征不能完全描述海杂波的特征, 为了更全面、更充分的描述海杂波, 下一步准备使用多重分形特征。另外本文是从不同角度独立使用几种非线性方法对海杂波进行分析, 下一步工作是将各种方法联合处理, 进一步提高检测结果的可靠性。

最后, 海杂波信号的非平稳特性、各种噪声对海杂波数据的影响和非线性分析手段的局限性等一起导致本文并没有完全解决海杂波是否为低维混沌信号这一重要问题。海杂波具有非线性特性, 它是确定性成分和随机性成分共同组成的复杂信号, 但是海杂波信号是否可以使用混沌模型进行建模, 这一问题还需要非线性科学领域提供更好的检测方法, 需要进一步关注非线性领域的最新进展, 并将其应用到海杂波性质判定和弱小目标检测的研究中。

参 考 文 献

- [1] Wetzel L B. 海杂波. In:Skolnik M I. 雷达手册. 北京:电子工业出版社, 2003:504-536.
- [2] Trunk G V, Georg S F. Detection of targets in non-Gaussian sea clutter. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems. 1970, AES-6(5):620-628.
- [3] Fay F A, Clarke J, Peters R S. Weibull distribution applied to sea-clutter. Proc. IEE Conf. Radar, London, 1977:101-104.
- [4] Jakeman E, Pusey P N. A model for non Rayleigh sea echo. IEEE Transactions on Antennas Propag. 1976, 24(6):806-814.
- [5] 何友, 关键, 彭应宁等. 雷达自动检测与恒虚警处理. 北京:清华大学出版社, 1999.
- [6] 何友, 关键, 孟祥伟等. 雷达自动检测和CFAR处理方法综述. 系统工程与电子技术. 2001, 23(1):9-14.
- [7] 杜鹏飞, 王永良, 孙文峰. 混沌海杂波背景下的弱信号检测. 系统工程与电子技术. 2002, 24(7):65-67.
- [8] Leung H, Haykin S. Is there a radar clutter attractor? Applied Physics Letters. 1990, 56(6):593-595.
- [9] He N, Haykin S. Chaotic modelling of sea clutter. Electronics Letters. 1992, 28(22):2076-2077.
- [10] Lo T, Leung H, Litva J et al. Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets. Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F. 1993, 140(4):243-250.
- [11] 王国宏, 何伍福, 何友. 基于混沌的海杂波建模综述. 第九届全国雷达学术年会论文集, 烟台, 2004:849-852.
- [12] Haykin S, Li X Bo. Detection of signals in chaos. Proceedings of the IEEE. 1995, 83(1):95-122.
- [13] Haykin S, Puthusserypady S. Chaotic dynamics of sea clutter. Chaos. 1997, 7(4):777-802.
- [14] 赫金著, 祝明波译. 海杂波的混沌动态特性. 北京:国防工业出版社, 2007.
- [15] McDonald M. K. Chaotic Sea Clutter Returns. Current Status and Application to Airborne Radar Systems. Technical Report, 2001, 1-70.

- [16] McDonald M K, Varadan V, Leung H. Chaotic behaviour and non-linear prediction of airborne radar sea clutter data. Radar Conference, Proceedings of the IEEE, Long Beach, 2002:331-337.
- [17] 董华春, 刘梅, 权太范. 高频雷达海杂波混沌特性的实验研究. 高技术通讯. 2000, 03: 41-44.
- [18] 董华春, 宗成阁, 权太范. 高频雷达海洋回波信号的混沌特性研究. 电子学报. 2000, 28(03):25-28.
- [19] 田建生, 刘铁军. 高频雷达海洋回波混沌特性研究. 系统工程与电子技术. 2007, 29(5): 667-671.
- [20] 姜斌, 王宏强, 黎湘等. S波段雷达实测海杂波混沌分形特性分析. 电子与信息学报. 2007, 29(8):1809-1812.
- [21] 姜斌, 王宏强, 黎湘等. 海杂波背景下的目标检测新方法. 物理学报. 2006, 55(8): 3985-3991.
- [22] Haykin S. Radar clutter attractor: implications for physics, signal processing and control. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation. 1999, 146(4):177-188.
- [23] Haykin S. Chaotic characterization of sea clutter: new experimental results and novel applications. Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, 1996:1076-1080.
- [24] Haykin S, Leung H. Neural network modeling of radar backscatter from an ocean surface using chaos theory. Neural Networks for Ocean Engineering, IEEE Conference on, Washington DC, USA, 1991:215-222.
- [25] Haykin S, Li X B. Detection of signals in chaos. Proceedings of the IEEE. 1995, 83(1): 95-122.
- [26] Haykin S, Ukrainec A, Currie B et al. A neural network-based noncoherent radar processor for a chaotic ocean environment. St. Louis, MO, USA, 1995:713-718.
- [27] Hennessey G, Leung H, Drosopoulos A et al. Sea-clutter modeling using a radial basis function neural network. IEEE Journal of Oceanic Engineering. 2001, 26(3):358-372.
- [28] 陈瑛, 罗鹏飞. 海杂波背景下基于RBF神经网络的目标检测. 雷达科学与技术. 2005, 3(05): 271-275.
- [29] 何伍福, 王国宏, 刘杰. 海杂波环境中基于混沌的目标检测. 系统工程与电子技术. 2005, 27(06):1016-1020.
- [30] 林三虎, 朱红, 赵亦工. 海杂波的混沌特性分析. 系统工程与电子技术. 2004, 26(02):

178-180.

[31] 刘剑. 海杂波背景下目标检测方法研究: 硕士学位论文. 长沙: 中国人民解放军国防科学技术大学, 2002.

[32] 刘剑, 赵艳丽, 罗鹏飞. 基于海杂波混沌特性的目标检测. 现代雷达. 2004, 26(02): 56-60.

[33] 朱丽莉, 张永顺, 李兴成. 基于RBF神经网络的混沌背景下瞬态弱信号检测. 空军工程大学学报(自然科学版). 2006, 7(02): 61-63.

[34] 陈瑛, 罗鹏飞, 曾勇虎. 基于RBF神经网络的海杂波建模. 系统仿真学报. 2007, 19(03): 524-526.

[35] Cowper M R, Mulgrew B. Nonlinear processing of high resolution radar sea clutter. International Joint Conference on Neural Networks, Antalya, Turkey, 1999: 839-843.

[36] Cowper M R, Mulgrew B. Application of a nonlinear inverse noise cancellation technique to maritime surveillance radar. IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing. Pennsylvania, USA, 2000: 267-271.

[37] Cowper M R, Mulgrew B, Unsworth C P. Investigation into the use of nonlinear predictor networks to improve the performance of maritime surveillance radar target detectors. Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings. 2001, 148(3): 103-111.

[38] Cowper M R, Unsworth C P, Mulgrew B. Determining the importance of learning the underlying dynamics of sea clutter for radar target detection. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake, UT, 2001: 2885-2888.

[39] McDonald M, Damini A. Limitations of nonlinear chaotic dynamics in predicting sea clutter returns. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation. 2004, 151(2): 105-113.

[40] Gao J B, Hwang S K, Chen H F et al. Can sea clutter and indoor radio propagation be modeled as strange attractors? Proceeding of the 7th Experimental Chaos Conference, San Diego, CA, USA, 2003: 154-161.

[41] Hu J, Gao J B, Yao K. Power-law sensitivity to initial conditions in sea clutter. IEEE International Radar Conference, Virginia, USA, 2005: 956-961.

[42] Hu J, Tung W, Gao J B. Modeling sea clutter as a nonstationary and nonextensive random process. IEEE Conference on Radar, New York, USA, 2006: 24-27.

[43] Gao J B, Yao K. Multifractal features of sea clutter. IEEE Radar Conference, Long Beach, CA, 2002: 500-505.

[44] Zheng Y, Gao J B, Yao K. Multiplicative multifractal modeling of sea clutter. IEEE

- International Radar Conference, Virginia, USA, 2005:962-966.
- [45] Hu J, Gao J B, Posner F L et al. Target detection within sea clutter: a comparative study by fractal scaling analyses. *Fractals*. 2006, 14(3):187-204.
- [46] Jing Hu, Tung W W, Gao J B. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis. 2006, 54(1):136-143.
- [47] 赵汉青, 文必洋. 短时间序列的混沌检测方法及其在高频地波雷达海杂波混沌特性研究中的应用. *信号处理*. 2003, 19(01):92-94.
- [48] Haykin S, Bakker R, Currie B W. Uncovering nonlinear dynamics—the case study of sea clutter. *Proceedings of the IEEE*. 2002, 90(5):860-881.
- [49] Cellucci C J, Albano A M, Rapp P E et al. Detecting noise in a time series. *Chaos*. 1997, 7(3):414-422
- [50] Gao J. Recognizing randomness in a time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena* 1997, 106(1-2):49-56.
- [51] Gao J B, Hu J, Tung W W et al. Distinguishing chaos from noise by scale-dependent Lyapunov exponent. *Physical Review E*. 2006, 74(6):066204-1-9.
- [52] Schreiber T. Interdisciplinary application of nonlinear time series methods. *Physics Report*. 1999, 308(1):1-64.
- [53] Small M, Tse C K. Detecting determinism in time series: the method of surrogate data. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*. 2003, 50(5):663-672.
- [54] Schreiber T, Schmitz A. Surrogate time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 2000, 54(1):136-143.
- [55] Jagdard D L, Sun X. Scattering from fractally corrugated surfaces. *J. Opt. Soc. Am. A*. 1990, 7(6):1131-1139.
- [56] Lin N, Lee H P, Lim S P et al. Wave Scattering from Fractal Surfaces. *Journal of Modern Optics*. 1995, 42(1):225-241.
- [57] Berizzi F, Martorella M, Bertini G et al. Sea SAR image analysis by fractal data fusion. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, Alaska, 2004*:93-96.
- [58] Martorella M, Berizzi F, Mese E D. On the fractal dimension of sea surface backscattered signal at low grazing angle. *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*. 2004, 52(5):1193-1204.

- [59] Du G, Zhang S H. Detection of sea-surface radar targets based on multifractal analysis. *Electronics Letters*. 2000, 36(13):1144-1145.
- [60] 杜干, 张守宏. 基于多重分形的雷达目标的模糊检测. *自动化学报*. 2001, 27(02):174-179
- [61] Du G, Zhang S H. High-order fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets. *Electronics Letters*. 1999, 35(5):424-425.
- [62] 杜干, 张守宏. 高阶分形特征在雷达信号检测中的应用. *电子学报*. 2000, 28(03):90-92.
- [63] 王永诚, 吴小飞. 海杂波的分数维测量在对海面目标探测中的应用研究. *现代雷达*. 2000, 22(05):28-31.
- [64] 文必洋, 王颂. 一种应用海杂波分数维检测海面目标的方法. *华中科技大学学报(自然科学版)*. 2006, 34(01):68-70.
- [65] 王红光, 康士峰, 张忠治. 海杂波的分数布朗运动模型及其应用. *现代雷达*. 2005, 27(11):58-62.
- [66] 苏菲, 孙景鳌, 蔡安妮. 雷达数据的多重分形模型. *电子与信息学报*. 2000, 22(2):291-295.
- [67] 李会方. 多重分形理论及其在图象处理中应用的研究: 博士学位论文. 西安: 西北工业大学, 2004.
- [68] 石志广, 周剑雄, 赵宏钟等. 海杂波的多重分形特性分析. *数据采集与处理*. 2006, 21(02):169-173.
- [69] Kaplan L M. Extended fractal analysis for texture classification and segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*. 1999, 8(11):1572-1585.
- [70] Kaplan L. M. Improved SAR target detection via extended fractal features. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2001, 37(2):436-451.
- [71] Esgiar A N, Chakravorty P K. Electrocardiogram signal classification based on fractal features. *Computers in Cardiology, Chicago, USA*, 2004:661-664.
- [72] Esgiar A N, Chakravorty P K. Wave nature of fractal lacunarity: a higher resolution scale to capture subtle changes in ECG signals. *Computers in Cardiology, Lyon, France*, 2005:1009-1012.
- [73] Hu K, Ivanov P C, Chen Z et al. Effect of trends on detrended fluctuation analysis. *Physical Review E*. 2001, 64(1):011114-1-24.
- [74] Chen Z, Ivanov P C, Hu K et al. Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis. *Physical Review E*. 2002, 65(4):041107-1-17.
- [75] Kantelhardt J W, Zschiegner S A, Koscielny B E et al. Multifractal detrended

- fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2002, 316(1-4):87-114.
- [76] Alvarez R J, Rodriguez E, Cervantes I et al. Scaling properties of image textures: A detrending fluctuation analysis approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2006, 361(2):677-698.
- [77] Gu G F, Zhou W X. Detrended fluctuation analysis for fractals and multifractals in higher dimensions. <http://arxiv.org/abs/physics/0607194>.
- [78] Tsallis C, Plastino A R, Zheng W M. Power-law sensitivity to initial conditions—New entropic representation. *Chaos, Solitons & Fractals*. 1997, 8(6):885-891.
- [79] Gao J B, Tung W W, Cao Y H et al. Power-law sensitivity to initial conditions in a time series with applications to epileptic seizure detection. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2005, 353(2-3):613-624.
- [80] Unsworth C P, Cowper M R, McLaughlin S et al. False detection of chaotic behaviour in the stochastic compound k-distribution model of radar sea clutter. *Pocono Manor, USA*, 2000:296-300.
- [81] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1983, 9(1-2):189-208.
- [82] Wolf A, Swift J B, Swinney H L et al. Determining Lyapunov exponents from a time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1985, 16(3):285-317.
- [83] Rosenstein M T, Collins J J, De L C. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1993, 65(1-2):117-134.
- [84] Kantz H. A robust method to estimate the maximal Lyapunov exponent of a time series. *Physics Letters A*. 1994, 185(1):77-87.
- [85] Gao J, Zheng Z M. Direct dynamical test for deterministic chaos and optimal embedding of a chaotic time series. *Physical Review E*. 1994, 49(5):3807-3814.
- [86] Unsworth C P, Cowper M R, Mulgrew B et al. Improved surrogate data tests for sea clutter. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*. 2001, 148(3):112-118.
- [87] McMaster IPIX Radar. <http://soma.crl.mcmaster.ca/ipix/>.
- [88] 杨俊岭, 李大治, 万建伟等. 海杂波尖峰特性研究及仿真分析. *系统仿真学报*. 2007, 19(8):1837-1840.

- [89] 尹志盈, 张忠治, 杜鹏. 对雷达杂波拖尾参数的提取. 电波科学学报. 2002, 12(2):143-146
- [90] 李鹤龄. 信息熵、玻尔兹曼熵以及克劳修斯熵之间的关系—兼论玻尔兹曼熵和克劳修斯熵是否等价. 大学物理. 2004, 23(12):37-40.
- [91] 曹克非, 王参军. Tsallis熵与非广延统计力学. 云南大学学报(自然科学版). 2005, 27(06):514-520.
- [92] Small M. Applied Nonlinear Time Series Analysis: Applications in Physics, Physiology and Finance. Singapore:World Scientific, 2005.
- [93] 侯平魁, 龚云帆, 史习智等. 水下目标辐射噪声的非线性检验. 声学学报(中文版). 2001, 26(02):135-139.
- [94] 卢山, 王海燕. 证券市场的非线性和确定性检验. 系统工程理论方法应用. 2005, 14(03):235-238.
- [95] 李英, 刘豹, 马寿峰. 交通流时间序列中混沌特性判定的替代数据方法. 系统工程. 2000, 18(06):54-58.
- [96] 卢宇, 贺国光. 基于改进型替代数据法的实测交通流的混沌判别. 系统工程. 2005, 23(06):21-24.
- [97] Schreiber T, Schmitz A. Improved surrogate data for nonlinearity tests. Physical Review Letters. 1996, 77(4):635-638.
- [98] Schreiber T, Schmitz a. Discrimination power of measures for nonlinearity in a time series. Physical Review E. 1997, 55(5A):5443-5447.
- [99] Luo X D, Nakamura T, Small M. Surrogate data method applied to nonlinear time series. <http://arXiv.org:nlin/0603004/>.
- [100] 雷敏, 王志中. 非线性时间序列的替代数据检验方法研究. 电子与信息学报. 2001, 23(02):248-254.
- [101] Small M, Judd K. Correlation dimension: A pivotal statistic for non-constrained realizations of composite hypotheses in surrogate data analysis. Physica D: Nonlinear Phenomena. 1998, 120(3-4):386-400.
- [102] Packard N H, Crutchfield J P, Farmer J D et al. Geometry from a time series. Physical Review Letters. 1980, 45(9):712-716.
- [103] 陈铿, 韩伯棠. 混沌时间序列分析中的相空间重构技术综述. 计算机科学. 2005, 32(04):67-70.
- [104] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. In: Dynamical Systems and

Turbulence. Berlin:Springer-Verlag, 1981:366-381.

[105] Rosenstein M T, Collins J J, De L C. Reconstruction expansion as a geometry-based framework for choosing proper delay times. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1994, 73(1-2):82-98.

[106] 林嘉宇, 王跃科, 黄芝平等. 语音信号相空间重构中时间延迟的选择—复自相关法. *信号处理*. 1999, 15(03):220-225.

[107] Fraser A M, Swinney H L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Physical Review A*. 1986, 33(2):1134-1140.

[108] 杨志安, 王光瑞, 陈式刚. 用等间距分格子法计算互信息函数确定延迟时间. *计算物理*. 1995, 12(04):442-447.

[109] 张雨, 任成龙. 确定重构相空间维数的方法. *国防科技大学学报*. 2005, 27(06):101-105.

[110] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D. Determining embedding dimension for phase space reconstruction using a geometrical construction. *Physical Review A*. 1992, 45(6):3403-4311.

[111] Cao L Y. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1997, 110(1-2):43-50.

[112] Kugiumtzis D. State space reconstruction parameters in the analysis of chaotic time series — the role of the time window length. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1996, 95(1):13-28.

[113] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1999, 127(1-2):48-60.

[114] 徐自励, 王一扬, 周激流. 估计非线性时间序列嵌入延迟时间和延迟时间窗的C-C平均方法. *四川大学学报(工程科学版)*. 2007, 39(01):151-155.

[115] 陆振波, 蔡志明, 姜可宇. 基于改进的C-C方法的相空间重构参数选择. *系统仿真学报*. 2007, 19(11):2527-2529.

[116] Cellucci C J, Albano A M, Rapp P E. Comparative study of embedding methods. *Physical Review E*. 2003, 67(6):066210-1-13.

[117] Gottwald G A, Melbourne I. Testing for chaos in deterministic systems with noise. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 2005, 212(1-2):100-110.

[118] Zhang J, Luo X, Small M. Detecting chaos in pseudoperiodic time series without embedding. *Physical Review E*. 2006, 73(1):016216-1-5.

- [119] Hu J, Tung W W, Gao J B et al. Reliability of the 0-1 test for chaos. *Physical Review E*. 2005, 72 (5) :056207-1-5.
- [120] Judd K, Mees A. Embedding as a modeling problem. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1998, 120 (3-4) :273-286.
- [121] Abarbanel H D H. Analysis of observed chaotic data. New York:Springer-Verlag, 1996.
- [122] Kim H S, Eykholt R B, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows. *Physica D*. 1999, 127 (1-2) :48-60.
- [123] Grassberger P, Procaccia I. Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal. *Physical Review A*. 1983, 28 (4) :2591-2593.
- [124] 黄润生, 黄浩. 混沌及其应用(第二版). 武汉:武汉大学出版社, 2005.
- [125] 孙博玲. 分形维数(Fractal dimension)及其测量方法. *东北林业大学学报*. 2004, 32 (03) : 116-119.
- [126] 王红光. 海杂波的分形特性研究与应用:硕士学位论文. 青岛:电子科学研究院中国电波传播研究所, 2005.
- [127] 武薇, 范影乐, 庞全. 基于广义维数距离的语音端点检测方法. *电子与信息学报*. 2007, 29 (02) :465-468.
- [128] 于青. 关联维数计算的分析研究. *天津理工学院学报*. 2004, 20 (04) :60-62.
- [129] 李夕海, 刘代志, 张斌等. 基于重采样的混沌时间序列相空间重构研究. *信号处理*. 2006, 22 (02) :248-251.
- [130] 王安良, 杨春信. 评价奇怪吸引子分形特征的Grassberger-Procaccia算法. *物理学报*. 2002, 51 (12) :2719-2728.
- [131] 党建武, 黄建国. 基于G. P算法的关联维计算中参数取值的研究. *计算机应用研究*. 2004, (01) :48-51.
- [132] 杨杰, 姜明启. 混沌研究方法在雷达海杂波分析中的应用. *电子与信息学报*. 2001, 23 (06) :552-558
- [133] 周越, 杨杰. 求解关联维数的快速算法研究. *电子学报*. 2002, 30 (10) :1526-1529.
- [134] 温晓通, 孟丽艳, 朱劲松等. 一种非线性时间序列的关联维快速算法. *北京师范大学学报(自然科学版)*. 2005, 41 (04) :358-361.
- [135] Sun J, Zhao Y, Zhang J et al. Reducing colored noise for chaotic time series in the local phase space. *Physical Review E*. 2007, 76 (2) :026211.

- [136] Diks C. Estimating invariants of noisy attractors. *Physical Review E*. 1996, 53(5): 4263–4266.
- [137] Yu D, Small M, Harrison R G et al. Efficient implementation of the Gaussian kernel algorithm in estimating invariants and noise level from noisy time series data. *Physical Review E*. 2000, 61(4): 3750–3756.
- [138] Nolte G, Ziehe A, M K R. Noise robust estimates of correlation dimension and K2 entropy. *Physical Review E*. 2001, 64(1): 016112–1–10.
- [139] 吕金虎, 陆君安, 陈士华. 混沌时间序列分析及其应用. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [140] 罗利军, 李银山, 李彤等. 李雅普诺夫指数谱的研究与仿真. *计算机仿真*. 2005, 22(12): 285–288.
- [141] Eckmann J P, Ruelle D. Ergodic theory of chaos and strange attractors. *Reviews of Modern Physics*. 1985, 57(3): 617–656.
- [142] 李国辉, 徐得名, 周世平. 时间序列最大Lyapunov指数的计算. *应用科学学报*. 2003, 21(02): 127–131.
- [143] 杨绍清, 章新华, 赵长安. 一种最大李雅普诺夫指数估计的稳健算法. *物理学报*. 2000, 49(04): 636–640.
- [144] 梁勇, 孟桥, 陆佺人. Lyapunov指数的算法改进与加权预测. *声学技术*. 2006, 25(05): 463–467.
- [145] Sato S, Sano M, Sawada Y. Practical Methods of Measuring the Generalized Dimension and the Largest Lyapunov Exponent in High Dimensional Chaotic Systems. *Progress of Theoretical Physics*. 1987, 77(1): 1–5.
- [146] Liu H F, Dai Z H, Li W F et al. Noise robust estimates of the largest Lyapunov exponent. *Physics Letters A*. 2005, 341(1–4): 119–127.
- [147] Flandrin P. On the Spectrum of Fractional Brownian Motions. *Information Theory, IEEE Transactions on*. 1989, 35(1): 197–199.
- [148] Gao J B, Hu J, Tung W W et al. Assessment of long-range correlation in time series: How to avoid pitfalls. *Physical Review E*. 2006, 73(1): 016117.
- [149] Flandrin P. Wavelet analysis and synthesis of fractional Brownian motion. *IEEE Transactions on Information Theory*. 1992, 38(2): 910–917.
- [150] 李永利, 刘贵忠, 王海军等. 自相似数据流的Hurst指数小波求解法分析. *电子与信息学报*. 2003, 25(01): 100–105.

攻读学位期间公开发表论文

- [1] **Xiaoke Xu**, Xiaoming Liu, Xiaonan Chen. The Cao Method for Determining the Minimum Embedding Dimension of Sea clutter. 2006 CIE International Conference on Radar. (Ei 检索号: 073310760000)
- [2] **Xiaoke Xu**, Xiaoming Liu, Jidong Suo. An improved target detection method on wavelet-based fractal scaling analysis. 8th International Conference on Signal Processing (ICSP' 06). (Ei 检索号: 072210629709)
- [3] **许小可**, 陈晓楠, 柳晓鸣. 基于空间分形特征差异的目标检测. 大连海事大学学报. 2007. 33(2):45-48. (Ei 检索号: 072810697665)
- [4] **许小可**, 柳晓鸣, 陆志洋. DSP/BIOS 在雷达目标检测系统上的应用. 微计算机应用. 2007. 28(1):69-73.
- [5] **许小可**, 柳晓鸣, 陈晓楠. Cao 方法计算海杂波的嵌入维. 现代雷达. (已录用)
- [6] 陈晓楠, **许小可**, 索继东. 基于 RBF 的海杂波时间序列的预测方法. 大连海事大学学报. 33(1):115-118.
- [7] Generating An Assortative Network with A Given Degree Distribution, Jin Zhou, **Xiaoke Xu**, Jie Zhang, Junfeng Sun, Michael Small, Jun-an Lu, International Journal of Bifurcation and Chaos. (已录用)
- [8] Michael Small, **Xiaoke Xu**, Jin Zhou, Jie Zhang, Junfeng Sun, Jun-an Lu. Scale-free networks with high assortativity but not a small-world. Physical Review E. (已录用)
- [9] 曹兰兰, **许小可**, 索继东. 海杂波的非广延分布模型. 系统仿真学报. (已录用)
- [10] 曹兰兰, **许小可**, 索继东. AR 模型仿真相关高斯序列的阶数选择. 火力指挥与控制. (已录用)
- [11] 周进, 司马乐, **许小可**, 张捷. 强同配性的无尺度网络不具小世界特性 (Abstract). 第三届复杂网络学术会议(CCCN' 07). 2007.

- [12] 苗瑞, 孟凡志, 许小可. 高速公路行车时间估计和最优路径. 数学的实践与认识. 2006. 36(7):31-43
- [13] 孟凡志, 索继东, 于川, 许小可. 基于 DSP 和 DSP/BIOS 的实时雷达信号采集与处理系统. 电子技术应用. 2006, (12):19-21
- [14] Junfeng Sun, Jie Zhang, Jin Zhou, **Xiaoke Xu**, Michael Small. Detecting phase synchronization in noisy data from coupled chaotic oscillators. Physical Review E. (Ei 检索号: 081811225796, SCI 检索号: 000255457000040)

获奖情况:

- [1] 2005 年 第二届全国研究生数学建模竞赛 全国一等奖
- [2] 2006 年 光华奖学金

致 谢

感谢我的导师柳晓鸣教授，本文是在柳老师的悉心指导下完成的。柳老师在学习和生活上都对我有极大帮助，为我提供了必要的学习和研究环境。论文选题、开题，以及中间经历的每一个研究阶段，直至最后撰写论文，都汇聚了导师的大量心血和智慧。柳老师渊博的学识和严谨的态度，耐心细致的言传身教，对提高本文的写作质量，提高本人的学术研究水平起了非常关键的作用，在此谨向柳老师表示最诚挚的敬意和最衷心的感谢。

感谢师母王英春老师在我攻读博士学位期间对我的关心和照顾，在人生困难时总有师母的支持和鼓励，感谢师母在查阅文献资料方面给予的帮助。

感谢索继东教授在课题研究和论文撰写过程中给予的帮助，和索老师的讨论大大提高了本人的科研能力，加深了我对研究课题的理解和把握。感谢刘人杰教授在本文调研阶段提供的帮助，感谢交通电子所的全体老师提供的优良研究环境。感谢朱义胜教授、房少军教授和齐国清教授在选题阶段提供的帮助和建议。

感谢信息工程学院史晓非博士、陈晓楠、苏晓宏、翟艺书、杨梅等博士生的帮助，感谢交通电子所其他研究生提供的帮助，他们和我一起度过了一生中最重要的时光。感谢上海交通大学博士生周毅在编写仿真算法时提供的帮助，感谢海军工程大学博士生陆振波提供的部分程序和建议，硕士生曹兰兰和本人的讨论对本文有所帮助。

感谢香港理工大学的 Michael Small 副教授在非线性时间序列理论方面提供的帮助，感谢香港理工大学张捷博士、孙俊峰、李秀敏博士生和武汉大学周进博士生提供的帮助和讨论。感谢加拿大 McMaster 大学的 Simon Haykin 教授提供的实测 IPIX 雷达海杂波数据。

感谢我的家人对我学业的一贯支持和勉励，他们在精神上给我鼓励和支持，生活上给我照顾和帮助，默默地为我奉献，我的每一个进步都离不开我的亲人及诸多良师益友的鼓励和帮助，谨以此文报答他们！

研究生履历

姓 名	许小可
性 别	男
出生日期	1979 年 05 月 24 日
获学士学位专业及门类	电子与信息工程 工学
获学士学位单位	大连海事大学
获博士学位专业及门类	通信与信息系统 工学
获博士学位单位	大连海事大学
通信地址	辽宁省大连市凌海路 1 号
邮政编码	116026
电子邮箱	xuxkboy@newmail.dlmu.edu.cn