**参赛承诺书**

**提交包含此承诺书的pdf文件，表明所有此文件的作者共同承诺：**

我们完全清楚，在竞赛开始后参赛队员不能以任何方式，包括电话、电子邮件、“贴吧”、QQ群、微信群等，与队外的任何人（包括指导教师）交流、讨论与赛题有关的问题；无论主动参与讨论还是被动接收讨论信息都是严重违反竞赛纪律的行为。

**我们以中国大学生名誉和诚信郑重承诺，严格遵守竞赛章程和参赛规则，以保证竞赛的公正、公平性。如有违反竞赛章程和参赛规则的行为，我们将受到严肃处理。**

我们授权北京理工大学数学建模竞赛组织方，可将我们的论文以任何形式进行公开展示（包括进行网上公示，在书籍、期刊和其他媒体进行正式或非正式发表等）。

2024.4

基于非广延熵法和小波变换的海面目标检测及海杂波过滤

摘要

海洋承载着丰富的生命和资源，对地球生态、环境的构成与维持至关重要。然而海面上存在的复杂海杂波对有效监测和管理海洋中各种目标的效果产生了严重干扰。本文通过构建合适的海浪模型、探讨海面目标特征分析模型与方法以及设计海杂波过滤数学模型，来降低海杂波干扰对雷达海面目标监测的影响，提高目标检测的准确性和可靠性。

针对问题一，比较几何模型、物理模型和多种海浪谱模型的优劣，选择Elfouhaily谱模型作为研究基础。基于该模型，采用双叠加法构建不同风速下的几何海面模型，并进行仿真实验。结果表明，在不同风速条件下，海浪能量主要集中在频率较低的长波部分，且海面浪高随风速增大而显著增加。进一步发现，在低风速范围内，增加风速会显著增加海浪振幅，但随着风速超过一定阈值，振幅增长趋势逐渐减缓，最终达到饱和点。

针对问题二，利用B显图、时间-距离图像、短时傅里叶变换和信杂比对所给实测数据的雷达回波信号进行特征分析，为后续的目标检测提供关键参数。运用海面目标常见特征分析，从海杂波背景中提取出海面目标的特征，并引入基于多普勒谱非广延熵的海面目标特征分析模型，这为目标检测提供了新的理论和分析方法。在此基础上，建立海面目标检测模型，即利用CA-CFAR检测方法，并计算不同*q*值时的检测概率和虚警概率，发现该方法能够在控制虚警概率的同时，提供较高的检测概率，适用于信杂比较高的情况，对于HH极化，在虚警率0.1,0.01,0.001时，检测准确率分别达到0.9237，0.9231，0.9047。

针对问题三，选择去噪对海杂波进行过滤。通过分析噪声的来源和常见的去噪算法，最终选择小波去噪方法，选用软阈值函数、db3小波的小波基函数和海杂波信号分解层数为3来确定参数。利用实测数据代入模型，发现小波去噪后，HH极化数据的信杂比由7.8269 dB上升到10.1981 dB，并与问题二的海面目标检测模型对比，发现去噪后的目标检测性能得到提升，小波去噪是合适的海杂波过滤方式。

最后，对模型进行了评价，总结阐明了各问题模型的优缺点，并对各模型进行了优化和推广。

关键词：海杂波问题、目标检测、海浪谱模型、非广延熵法、小波去噪

基于非广延熵法和小波变换的海面目标检测及海杂波过滤

一、问题背景及重述

1.1问题背景

海洋承载着丰富的生命和资源，对地球生态、环境的构成与维持至关重要。对于我国而言，海洋与国家的经济发展和国防安全息息相关，深入研究海洋对预防及减少海洋灾害、监测和保护海洋环境、指导和开发海洋资源、维护海洋权益以及国防安全具有重要的意义。

为了有效监测和管理海洋中的各种目标，如船只、鲸鱼、岛屿等，雷达技术被广泛应用。然而，海面上存在的复杂海杂波对雷达监测海面目标的效果产生了严重干扰，成为现代信息分析与处理领域的一大研究难题。

本文通过构建海浪模型、探讨海面目标特征分析模型与方法以及设计海杂波过滤数学模型，以期降低海杂波干扰对雷达海面目标监测的影响，提高海面目标检测的准确性和可靠性。这对海洋资源开发、海洋环境保护、海洋安全等领域具有重要的应用价值。

1.2问题重述

问题一：构建一个海浪模型来研究海杂波情况。比较已有海浪模型的优劣，并选择一个适用性较高的模型进行仿真，以更好地理解海洋表面的波动特性。

问题二：在问题一海浪模型构建的基础上，探讨船只、鲸鱼、岛屿等海面目标的特征分析模型与方法，并构建相应的检测方法。

问题三：设计一种合理的海杂波过滤数学模型来提高海面目标检测效果，并给出相应的算法。最后，使用数据集对模型和算法进行测试，评估其有效性和性能，以指导海洋工作的实际应用。

二、问题分析

2.1问题一的分析

问题一要求构建一个海浪模型来研究海杂波问题。海洋表面为随机粗糙面，表面高度和表面坡度是构建模型的两个重要参数。通过比较现有常见海浪模型：几何模型、物理模型和多种海浪谱模型的优劣，找到能较准确地反映不同海况下的海浪特性的合适方法，最终在空间维度构建出几何海面模型，通过不同风速下海面特征的仿真实验来验证模型的合理性和有效性。

2.2问题二的分析

问题二要求探讨海面目标的特征分析模型与方法，并给出相应的检测方法。利用题目中所给实测数据集和描述雷达回波信号特性的工具，为后续的目标检测提供关键信息。再运用海面目标常见特征分析，从海杂波背景中提取和识别海面目标的特征，理解目标物理特性。最后，建立海面目标的特征分析模型来区分目标信号和海杂波，并在此基础上构建相应的检测方法，实现对海面目标的有效检测。

2.3问题三的分析

问题三要求设计一种合理的海杂波过滤数学模型来提高海面目标检测效果，并评估其有效性。在获取海杂波信号的过程中，其他因素对海杂波的干扰被视为噪声。需要先分析噪声的来源和常用去噪算法，选择最合适的模型，再通过试验找到适合模型的参数。利用题目所给的实测数据代入模型计算得出过滤杂波后的目标特征，并与问题二的海面目标检测模型对比，对去噪后的信号进行效果检验。

三、问题一：海浪模型

海浪是一种随机过程，其起伏不规则且具有一定的随机性。海洋表面的波动受到多种因素的影响，如风力、地球自转、潮汐等，这些因素导致海浪呈现出复杂的空间和时间变化。构建海浪模型是进行海浪仿真的基础，模型建立的优劣决定了整个海浪波动的真实性和实时性。只有通过建立适当的模型，才能对海浪的运动特性进行准确描述和模拟。

3.1.建模前的准备

3.1.1随机粗糙面的相关概念

海洋表面的随机性和不规则性使其被称为随机粗糙面。通常情况下，那些表面高度没有周期性规律、呈现粗糙不平且随机性的物体表面称为随机粗糙面。虽然随机粗糙面的表面高度缺乏周期性规律，无法用简单直接的空间解析式来描述，但通过大量的统计研究发现，随机粗糙面的表面高度本身遵循一定的统计规律。

在高度方面，经过广泛的实地测量和统计分析，发现随机粗糙面的表面高度通常呈现出正态分布的特征。即对于表面起伏为的一维粗糙面，其表面高度概率密度函数为

式中，,分别表示粗糙面的高度均值和均方根高度。

除了表面高度之外，表面坡度也是一个描述随机粗糙面的重要参数，其定义为

表面坡度描述了随机粗糙面在不同位置处的倾斜程度或曲率情况。它反映了表面的局部特征，包括表面的起伏和斜率变化情况[1]。

3.1.2随机粗糙海面的模型

3.1.2.1海浪模型的介绍

绘制海浪场景是一项复杂的任务，海浪具有多种特性，如真实性、随机性、多变性和广阔性等。针对这些特性，国际上的科研学者采用了不同的方法来模拟海浪场景，包括几何模型模拟、物理模型模拟以及海浪谱模拟等方法。

几何模型模拟是指根据经验和数据总结得到数学方程来构建海浪模型的一种方法。其中，经典模型有Peachy模型、Stokes模型和Gerstner模型等。这类方法的优点在于建立海浪模型简单，数学函数的解易于求得，形成近似的海浪仿真模型。然而，由于数学函数简单，生成的海浪模型的波动比较单调，随机性较弱，因此更适用于描述风平浪静、轻轻涟漪的海面场景。

物理模型模拟是通过计算各个海浪参数来模拟海浪内部各个水粒子的运动状态，从而生成海浪模型。这种方法与海浪内部波动特性密切相关，通过详细求解每个水分子的运动状态，可以产生清晰的海浪细节和强烈的真实感。然而，由于参数求解复杂、计算量大，因此适用于需要处理细节但变化程度低且频率不高的海浪场景。

海浪谱模拟是根据真实观察所得，又根据数学方法总结而形成的一种方法。利用测量获得的海浪数据，通过统计方法总结出了一系列关于海浪的谱模型，称为海浪谱。这些谱模型可以描述海浪的外部表现特征，并且能够反映海浪内部能量分布的特性。尽管海浪谱模拟方法在计算量上较大，但相较于物理模型的仿真方法，其优势在于提高了仿真的实时性和真实性，更能表现出海浪的真实特征。

故后文采用海浪谱模型来对海杂波问题和海面目标检测进行研究。

3.1.2.2海浪谱模型

海浪谱是海面的功率密度谱,反映了海浪能量在波长和传播方向上的统计分布,是海面高度起伏相关函数的傅里叶变换。谱是指能量相对于频率的分布,海浪具有的能量是由各组成波动贡献的。海浪谱可以描述波能量的平均统计分布在空间尺度和时间尺度上的变化特性。基于海浪谱的海面建模技术在海洋学多年的观测资料和研究成果的基础上进行建模,体现了真实的海浪特性。

海浪谱定义为海面高度协方差的傅里叶变换，

海面的均方高可由海浪谱计算为

式中，和分别为笛卡尔坐标系和极坐标系下的二维海浪谱，为一维的全方向谱，其与二维海浪谱的关系为

此外，利用海浪谱计算海面逆风方向和侧风方向的均方斜率为

总的均方斜率为

海浪谱模拟方法是基于统计方法研究得到的海浪谱表达式，通过这个表达式我们可以得到海浪的高度描述和坡度描述等参数。实际上，不同的海浪谱模型是的不同。通过对海浪谱进行不同的建模方式，可以得到不同形式的，从而产生不同特征的海浪模型。这些不同的海浪模型在描述海浪的波动特性、能量分布以及频谱特征等方面可能存在差异，可以应用于不同领域[2]。

3.1.3海浪谱模型的比较

常见的海浪谱模型包括以下几种：Pierson-Moskowitz (P-M)谱、JONSWAP谱、Apel谱、Elfouhaily谱。

1）Pierson-Moskowitz (P-M)谱

P-M谱是根据1955年至1960年在北大西洋收集的大量实测数据开发的一种简洁形式并广泛使用的海浪谱。该谱假设海面处于充分发展状态，即稳定的风在无限大的海域持续作用很长时间，从而使得海浪的生成与风的作用达到一种平衡状态。

P-M谱所给出的一维全方向谱为

式中，为海面19.5m高度处的风速。由于后来的模型通常采用海面上方10m 高度处的风速来计算海浪谱，因此这里可以通过风速廓线计算公式将10m高度处的风速转化为19.5m高度处风速，风速廓线公式为

式中，为Kappa常数，常取0.4。

优势：P-M谱是一种经典的海浪谱模型，也是最早的全发展海状态模型，简洁且易于计算；适用于中等风速下的海浪条件和成熟海况下的开放大洋。

劣势：P-M谱假设海面是充分发展的，限制了其适用范围，不适用于变化的气象条件、非稳态和非均匀风场条件下的海浪模拟。在一些极端海况下，P-M谱可能会低估海浪的能量。P-M谱对短波海浪的描述与风速无关，这使得P-M谱不适用于海面微波辐/散射的研究。

2）JONSWAP谱

JONSWAP谱是基于联合北海海浪项目获取的大量海面实测数据，利用与P-M谱相同的方法推导的新的海浪谱。不同于P-M谱假设海面风区无限大，JONSWAP谱考虑了有限大的风区，其基本表达形式为

针对充分发展的海面时，JONSWAP谱相当于在P-M谱的基础上乘以了一个峰值增强因子，这使得JONSWAP谱只在峰值区域比P-M谱更高，而在其他范围内与P-M谱是基本一致的。

优势：较P-M模型有所改进，引入了频率峰值因子，考虑了更广泛的海况和风速范围，适用于远洋和强风条件下的海浪模拟，具有更好的适用性和准确性。

劣势：参数需要通过实验数据调整，适用性有一定的局限性。JONSWAP谱相比P-M谱更复杂，计算量较大，在实时仿真中可能存在一定困难。

3）Apel谱

为了更方便海面的电磁散射的计算，Apel发展了一种简洁的解析的全频段海浪谱模型。该谱以诸多已发展的海浪谱模型为基础，并结合当时一些新的实验室观测结果发展而来，其全方向谱采用Banner谱的基本形式，并依据Klinke和Jähne的实验室实测结果将曲率谱的重力-毛细波的第二波峰选取在750 rad/m。Apel谱的全方向谱表达为

优势：Apel谱的提出基于对海洋波浪生成和演变机制的深入理解，其数学模型基于物理原理建立，具有较为清晰的物理基础。适用于描述较短波长的海浪，特别适用于微波频段的海浪模拟。考虑了海浪的非线性效应和短周期波浪，适用于描述复杂的海况，能够更准确地描述海浪特性。

劣势：Apel谱主要适用于特定的海洋环境和特定的气象条件下，例如针对某些地区或季节的海浪状况，这限制了其在全球范围内的普适性。相对于其他一些谱模型来说Apel谱较为复杂，计算成本较高，其性能可能会受到其参数选择的影响，对于不同的海洋环境和气象条件，可能需要进行不同的参数调整以获得最佳的模拟效果。

4）Elfouhaily谱

在上述诸多的对海浪谱研究的成果之上，Elfouhaily提出了一种统一的二维海浪谱模型，即 Elfouhaily谱。在长波部分，Elfouhaily谱是在 JONSWAP的基础上发展而来，而在短波部分，该谱结合了Phillips和 Kitaigorodskii等的研究成果[2]。

其二维方向谱由全方向谱和方向传递函数给出，具体形式为

式中，为全方向谱，为方向传递函数，二者的详细表达形式如下

对于充分发展的海域，=0.84，

由以上公式，我们绘制不同风速下充分发展海面的Elfouhaily全方向谱，如图1所示。

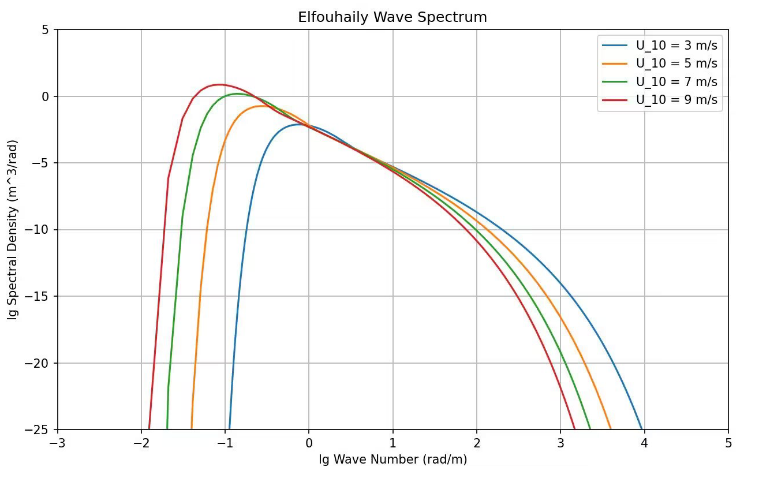


图 1 不同风速下Elfouhaily谱的全方向谱

进一步地，Elfouhaily谱的方向传递函数表示为

优势：Elfouhaily谱是一种综合性的海浪谱模型，能够描述较宽频带的海浪频谱密度。考虑了多种影响海浪形态的因素，具有较好的适用性和准确性，适用于不同地区和不同季节的海洋环境，在某些海域或气候环境下表现更为优越。相较于物理模型的仿真方法，Elfouhaily谱在计算量上相对较小，适用于实时仿真和大规模模拟。

劣势：相对复杂，数学表达式包含了多个参数和变量，需要一定的数学和计算背景进行理解和应用，且计算成本通常较高，在进行海洋监测、预测或者仿真时，需要耗费较多的计算资源和时间来计算和处理模型。

3.2模型的选择及仿真

3.2.1频率维海面模型的选择：Elfouhaily谱

对比四种常见模型，最终我们选择Elfouhaily谱进行仿真，理由如下：

（1）Elfouhaily谱是一种综合性的海浪谱模型，能够较准确地描述较宽频带的海浪频谱密度，适用于多种不同海况下的海浪模拟。

（2）与其他模型相比，Elfouhaily谱在计算量上相对较小，适用于实时仿真和大规模模拟，同时具有较好的准确性和真实性。

（3）Elfouhaily谱考虑了多种影响海浪形态的因素，能够更全面地描述海浪的特性，因此是一种较为理想的选择。

综合考虑了准确性、适用性以及数学表达的简洁性等因素，Elfouhaily谱被认为是最适合我们研究目的的海浪谱模型。它能够有效地模拟各种海况下的波浪特性，并为我们的研究提供可靠的基础数据和仿真结果。

3.2.2空间维海面模型的选择：双叠加法

针对海面微波辐射/散射研究的目标，海浪谱模型提供了一种频率维度的海面建模方法，可直接应用于解析近似的散射模型。然而，对于利用数值方法进行海面微波辐射/散射特性研究的情况，则需要对海面进行空间维度的建模。

大量实测结果表明，海浪可以近似视为高斯随机过程，其幅值服从瑞利分布。在此基础上假设某时刻，海上一个固定点的水面波动可以用多个随机余弦波叠加来描述，并假定只在平面内产生波浪，且波浪沿固定方向传播，则可以得到双叠加法的海面模型。

其中、、、和分别表示组成波的振幅、角频率、波数、方向角和初始相位。为海面水平方位上的坐标。初始相位是0~2之间的一个随机数。振幅用海谱的离散形式表示

用上式进行海浪模拟会产生所谓的“锁相”现象,即所模拟海浪的大小在空间上是不均匀的。但Goda Y通过大量观察发现其产生的误差实际上很小，故E R Jefferys 认为在数值计算和物理试验中该模型是可行的[3][4]。

3.2.3模型的仿真实验

如图2所示，本文结合Elfouhaily谱，用双叠加法建立了风速为4m/s、5m/s、10m/s和15m/s的海面几何模型。

(Ⅱ)风速为5m/s

|  |  |
| --- | --- |
| (Ⅰ)风速为4m/s |  |
| (Ⅲ)风速为10m/s | (Ⅳ)风速为15m/s |

图 2 不同风速下的海面几何模型

风速是影响海浪振幅的关键因素之一。当风吹过海面时，它对海浪的能量输入导致波浪的形成和增长。由图可以直观地看到海浪的主要能量都集中在频率较低的长波部分，且风速越高，海浪长波的波长越长，能量越高。

同时，随着风速的增大海面的浪高也有显著增大。在较低风速范围内，风速的增加对海浪振幅的影响较为显著。从风速3 m/s增加到5 m/s时，海浪的能量输入增加，导致波浪的振幅增大。这种变化是由于在较低风速下，波浪还没有达到其潜在的最大发展，因此风速的增加可以更有效地促进波浪的增长。当风速从5 m/s增加到10 m/s时，振幅的增加幅度相对较小。由于波浪已经接近或达到了它们的最大发展状态，因此风速的进一步增加对振幅的影响有限。此外，波浪的增长也受到其他因素的影响，如风的作用时间、水深等。在风速超过10 m/s的情况下，波浪的振幅可能会达到一个饱和点，此时风速的增加不再显著增加振幅。在某些情况下，过高的风速甚至可能导致波浪破碎，从而影响波浪的整体形态。

风速与海浪高度的对应关系与蒲福海浪级数表相符合，蒲福海浪级数表是基于长期观察和经验得出的，而给出的模型是基于物理原理和数学公式构建的。两者的一致性显示了经验数据和理论分析之间的和谐关系，说明这种建模方法的合理性和有效性。

四、问题二：海面目标特征分析模型

4.1实测数据介绍

4.1.1实测数据来源

试验采用安装在烟台第一海水浴场（37°32′02″N，121°25′17″E）的岸基X波段固态全相参雷达，安装高度为80米俯视海面。在试验期间，雷达天线处于凝视工作模式，持续观测2至5级海况下的航道浮标和海面杂波，以生成海面小目标数据集。HH极化雷达的技术参数如表1所示[5]。

表 1 X波段固态试验HH极化雷达参数表

|  |  |
| --- | --- |
| 技术指标 | 参数 |
| 工作频段 | X |
| 工作频率范围/GHz | 9.3～9.5 |
| 量程/nm | 1/16～96 |
| 扫描带宽/MHz | 25 |
| 距离分辨率/m | 6 |
| 脉冲重复频率/kHz | 1.6,3,5,10 |
| 发射峰值功率/W | 100 |
| 天线转速/(r/min) | 2,6,12,24,48 |
| 天线长度/m | 2 |
| 天线工作模式 | 凝视、扫描、固定指向 |
| 天线垂直波束宽度/(°) | 22 |
| 天线水平波束宽度/(°) | 1.2 |

4.1.2 实测数据部分特征展示——以20221112150043\_stare\_HH为例

4.1.2.1 B显图和时间-距离图像

B显图是一种雷达信号的可视化方法，它能够展示雷达脉冲回波随时间的变化。以20221112150043\_stare\_HH（以下简称HH）实测数据为例，通过对B显图的分析，我们能够识别出雷达信号中的关键特征，如特定目标的反射强度和位置。在本例中，B显图提供了关于 T1 脉冲回波的详细信息，如图3所示。

图中，采样点数表示雷达信号采集的位置点，图中展示了从0至950的采样点。脉冲数代表雷达发射的脉冲序列即采样时间，由于雷达的脉冲重复频率为2000Hz，每个脉冲的间隔时间为0.005秒。图中的颜色变化表示接收信号幅度的相对大小，颜色越亮表示接收到的回波信号幅度越大。在采样点数445附近和起始位置即采样点数为0附近，观察到幅度显著增大，这与在该位置附近的反射目标有关。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 3 HH-B显图 | 图 4 HH-时间-距离图 |

时间-距离图像通过将雷达的脉冲回波按照发射时间（时间间隔）和距离进行映射，形成二维图像，并通过颜色或高度变化来表示信号强度，它能够揭示雷达回波信号在时间和空间上的分布特征。在研究海面杂波时，我们采用1024个时间分割点来构建图像，以确保时间分辨率满足分析需求，如图4所示。

图像的时间轴表示雷达发射脉冲的时间间隔，每个时间点对应一个脉冲发射的瞬时，距离轴表示雷达接收到的回波信号的距离，通常与雷达的量程和分辨率有关。颜色和高度变化则代表不同采样点的海面上非目标回波信号强度，颜色越亮、高度越高表示信号强度越大。图像表明，在距离采样点450附近具有高亮，即存在较强的回波信号，该处具有较强的海面杂波活动。

4.1.2.2 基于短时傅里叶变换的时频谱图

短时傅里叶变换（STFT）是一种信号处理技术，用于将一个信号分解成时域和频域信息。与标准的傅里叶变换不同，STFT可以分析信号随时间变化的频谱特性。STFT将信号分成许多短时窗口，并对每个窗口应用傅里叶变换，捕捉信号的频率内容在时间上的变化。常见的窗口函数包括汉宁窗、汉明窗等，它们在频域和时域之间提供了一种折中，可以有效地控制频谱分辨率和时间分辨率。这种方法特别适合于分析非平稳信号，如海杂波信号，其特性随时间变化而变化。

假设有一个连续时间信号，窗函数为，可以表示为：

其中，是积分变量，是窗函数的中心时间，是频率。

在离散的情况下，STFT可以写为：

其中，表示时间索引，表示频率索引，是窗口的长度，是信号的离散样本。

在本次分析中，我们选择了位置100和位置445绘制图像，如图5和图6所示。位置100作为纯海杂波的代表，该位置的选取基于对雷达回波信号的初步观察，其中该处的信号被认为主要包含海面自然波动产生的杂波，而不包含显著的目标反射；而位置445则代表包含特定目标回波的信号。通过比较纯海杂波与包含目标的信号，我们可以识别出目标的特征，并从海杂波背景中区分出来。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 5 HH-纯海杂波时频图 | 图 6 HH-浮标1时频图 |

对于目标位置100的纯海杂波时频谱图，垂直轴表示频率，水平轴表示时间，颜色或亮度表示信号强度，颜色变化显示了信号能量随时间和频率的分布。在该位置，我们看到海杂波的典型频率分布，没有显著的单一频率成分，表明是一个非平稳过程。纯海杂波表现为较为分散的能量分布，没有明显的集中区域。

对于目标位置445的时频谱图，图像中的颜色变化代表信号强度的大小，颜色越亮，信号在该时间和频率下的能量越集中。相比于目标位置100的纯海杂波时频谱图，该图显示出额外的频率成分，在特定的频率和时间段内显示出能量集中的现象，在特定频率上信号强度的显著增加，表现为更亮的颜色，这也验证了在位置445处存在着浮标。

4.1.2.3信杂比分析

信杂比是雷达信号处理中的一个关键参数，用于描述雷达接收到的目标信号强度与杂波之间的相对强度，定义为目标回波信号的功率与同时接收到的杂波功率的比值。一个高的信杂比意味着目标信号明显强于背景杂波，而一个低的信杂比则意味着目标信号与杂波之间的区分变得更加困难。

短时间间隔的信杂比(SCR)在平均信杂比(ASCR)附近波动。假设目标单元的目标回波和海杂波相互独立，那么每个数据集在任意极化方式下的平均信杂比(ASCR)可由下式计算：

其中，表示海杂波的平均功率，是根据所有长度为的杂波单元的时间序列估计的。

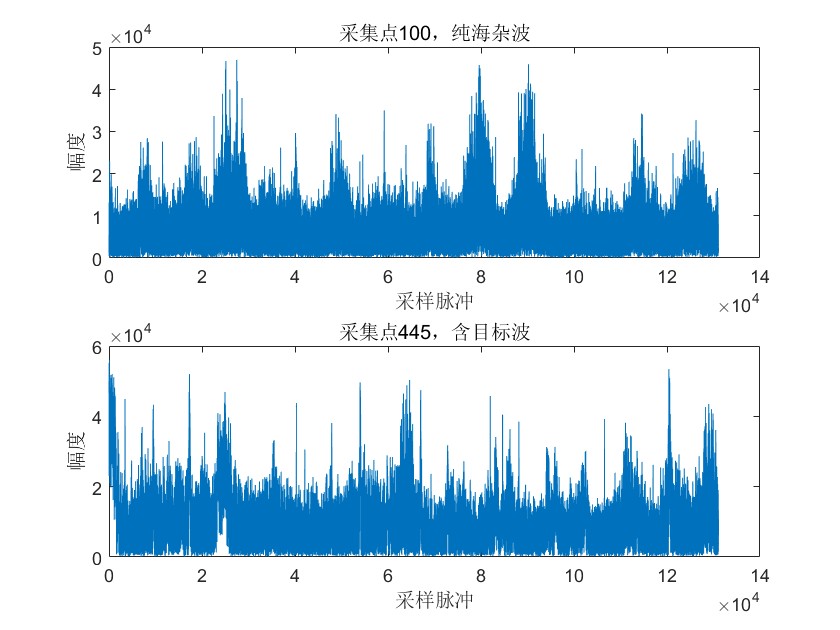


图 7 HH-有无目标时序对比图

通过进行海杂波和信号波的时序幅度对比，发现采集点445信号的幅度比采集点100纯杂波信号的幅度更高，显示出不同的模式，存在显著的目标回波，如图7所示。通过计算，量化目标信号与背景杂波之间的功率差异，我们得出信杂比SCR值为7.8269 dB，意味着目标信号的功率是背景杂波功率的约5.6倍。这表明在采集点445处，目标信号显著突出于背景海杂波，为雷达目标检测提供了有利条件，同时也为雷达信号处理算法的优化提供了重要依据。

4.2 海面目标常见特征分析

目标特性是雷达目标检测识别等精细化处理的基础。本节将介绍几种常用的特征分析方法，即分析海况连续变化下海杂波和海面目标的时间相关性、空间相关性、相对平均幅度，从海杂波背景中区分出潜在的目标。

4.2.1 时间自相关性分析

时间自相关性分析是一种衡量信号在不同时间点上值之间相似度的方法。对于海面目标，其回波信号通常具有比海杂波更高的时间自相关性，因为目标的反射特性在一定时间尺度内是一致的，而海杂波则表现为快速变化的随机过程。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 8 HH-纯海杂波时间自相关图 | 图 9 HH-含目标单元时间自相关图 |

如图8，纯海杂波的自相关图显示，在很短的时间内（持续时间为8ms），自相关系数迅速下降，表明海杂波是一个快速变化的随机过程；自相关性低，反映了高度的随机性；持续时间短，因为杂波的统计特性在短时间内就会发生显著变化。含目标单元的自相关图9显示，在较长的时间尺度内（持续时间为43.5ms），自相关系数保持较高，表明目标回波信号具有较好的时间一致性；较高的自相关系数也表明目标的反射特性在较长时间内保持稳定，这与目标的物理特性有关；持续时间长表明目标的反射信号在时间上具有更好的持续性。

4.2.2 空间自相关性分析

空间自相关性分析关注的是雷达在不同空间位置接收到的回波信号之间的相似度。给定*M*个不同距离单元的像，距离自相关函数为：

其中，是第𝑖个单元的回波信号，是所有 𝑀个单元回波信号的平均值。

距离相关系数如下：

海面目标由于其物理尺寸，会在雷达的不同波束中产生相似的反射模式，表现出较高的空间自相关性。相比之下，海杂波则由于其随机性，在空间上的相关性较低。根据公式，我们绘制出空间自相关性图象：

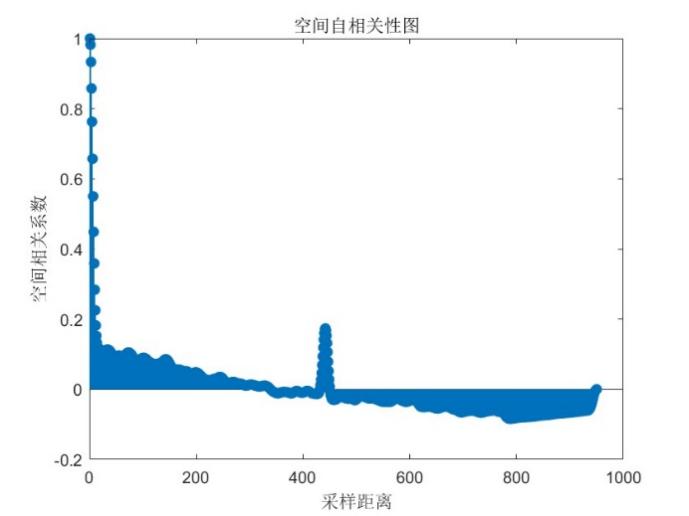


图 10 HH-空间自相关性图

如图10所示，图像上的数值表示自相关系数，这些系数衡量了雷达回波信号在不同采样距离上的相关性，值越大，表示信号在该距离上的相关性越强。在采样距离位置445附近出现了自相关系数高的现象，目标在雷达的不同波束中产生了相似的反射模式，这是目标物理尺寸和一致性的直接体现。纯海杂波产生的自相关系数随着距离的增加而迅速下降，因为海杂波是一个随机过程，缺乏一致性。

4.2.3 相对平均幅度分析

相对平均幅度(RAA)分析通过比较不同时间或空间采样点上的信号幅度，来识别出可能代表目标的显著反射。海面目标的回波通常在雷达信号中表现为较高且相对稳定的幅度峰值，而海杂波的幅度则因随机性而变化较大。

式中为待分析单元的幅度，为参考单元的平均幅度为参考单元数量，此处选择所有海杂波单元为参考单元，445处目标波，100处海杂波为待分析单元， 下图是目标波和海杂波RAA对比图。

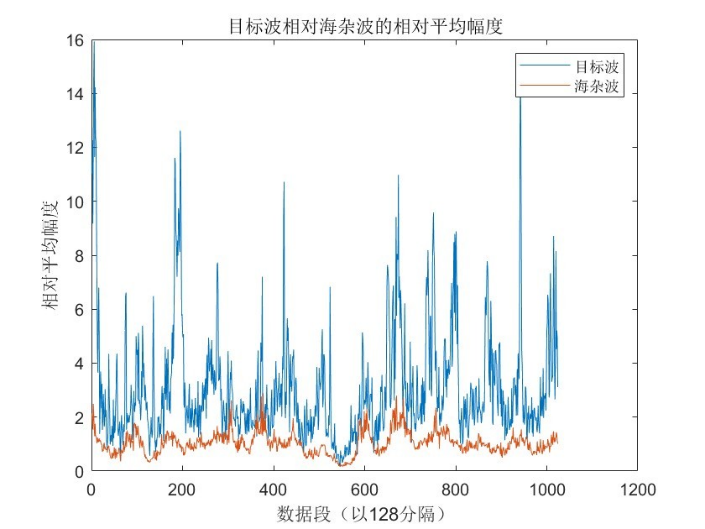


图 11 HH-相对平均幅度图

如图11所示，图像比较了目标波和海杂波的平均幅度，目标波的平均幅度高于海杂波，这表明雷达信号成功检测到了海面目标，目标波在雷达信号中表现为较高且相对稳定的幅度峰值，其物理特性在观测期间保持不变；海杂波的平均幅度较低，且由于其随机性，幅度变化较大[5]。

4.3基于多普勒谱非广延熵的海面目标特征分析模型的建立

4.3.1 非广延熵的引入

1948年，香农借鉴热力学中的概念，最早提出信息熵，即香农熵（SE），用以描述信号或者数据的混乱程度，广泛运用于信号处理领域中。SE定义为

其中，为为系统处于第1个状态的概率，为系统可能的状态数。

然而，香农熵是统计意义上描述系统整体性质的量值，并不能反映系统的具体状态分布细节，即香农熵无法体现分形、多重分形等反映海杂波非线性动力学本质的特性。非广延熵是香农熵的推广，具有非广延参数*q*，它能在一定程度上反映系统的非线性动力学特征。由香农熵可以推导出非广延熵，具体过程如下：

香农熵具有对数函数的形式，为的反函数，而为微分方程在初始条件为时的解。考虑更为一般的微分方程，在初始条件为时，其解由*q*指数函数给出，为

其反函数为对数函数

显然，由可知：，。改写香农熵公式如下

其中。下面定义非广延熵为

其中是其多普勒谱概率密度函数，在极限下，有，从而与香农熵一致，即[7]。

4.3.2 多普勒谱概率密度函数

元回波，其多普勒谱概率密度函数可以表示为

其中，是的快速傅里叶变换[7]，

快速傅里叶变换(FFT)是一种计算离散傅里叶变换(DFT)的高效算法，它可以显著减少所需的乘法和加法次数。FFT的基本思想是将DFT的计算分解为较小的DFT计算，特别是将长度为 的DFT分解为两个长度为的DFT。Cooley-Tukey算法是一种常用的FFT算法，它利用了DFT的对称性质，通过递归分解成较小的DFT来实现。对于长度为*N*的序列，其中N是2的幂，可以表示为：

其中，；是*r*个序列的DFT，每个序列长度为*P*。

4.3.3  基于多普勒谱非广延熵的模型结果

我们以HH为数据集，将每个距离单元的 172 个数据分割成512个数据长度256的数据序列，分别对其进行快速傅里叶变换，代入*q=2*时的非广延熵计算公式，得到二维非广延熵值图，如图12所示。可见，非广延熵越小，多普勒谱越聚集，目标存在的可能性越大；非广延熵越大，多普勒谱越分散，目标存在的可能性越小。可以看出，含目标单元回波多普勒谱非广延熵值在同一*q*值下较纯杂波单元低。由此可以采用多普勒谱非广延熵进行目标检测。

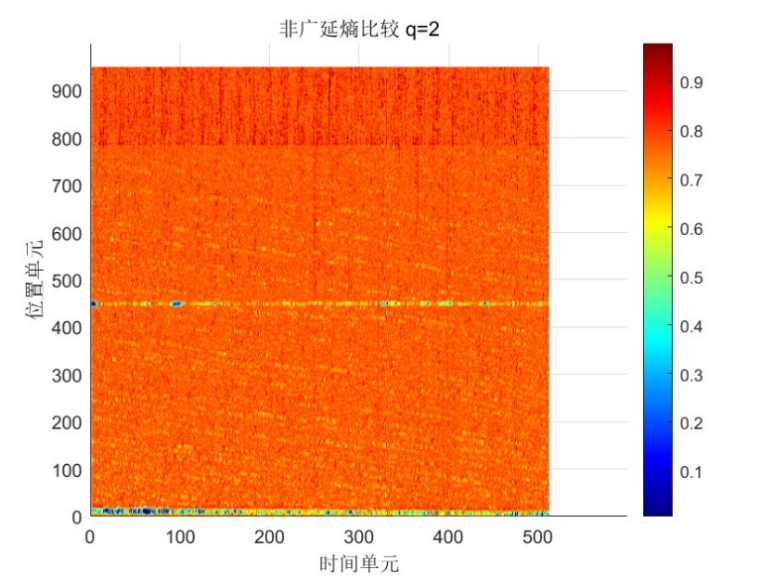
**

图 12 HH-*q*=2时非广延熵值图

4.3.4 非广延参数的确定

对HH数据集做不同非广延参数*q*的求解，得到对比图，如图13所示。图像表明，随着*q*值增大，纯杂波单元和目标所在单元的熵值对比度呈现上升趋势。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

图 13 q取不同值下非广延熵值对比图

*q*值的增加意味着计算量的加大，因此*q*值的选取至关重要，需要兼顾检测性能与运算量。不同的参数*q* 反映出不同程度的非线性动力学特性，在多重分形特性分析中，非广延参数*q* 表示的是回波多普勒非广延熵阶数，*q*值的增加意味着非广延熵阶数的增加，能够反映的多普勒信息和多重分形信息也随之增加。*q*的取值一方面与回波信号的信杂比有一定的关系，信杂比越低，需设置*q*值越大，以凸显目标与海杂波之间的差别。另一方面也与方法中计算多普勒谱时所使用的 FFT 点数有关，FFT点数越大，需设置的*q* 值越小。这是因为当信杂比较高时，杂波对目标的影响较小，目标所在单元与纯杂波单元本身的差异性较大，选取较低的*q* 值便可以得到很好的检测效果。随着信杂比的增加，杂波对目标的影响变大，目标和纯杂波单元的差异性变小，此时为得到更多详细的回波信息，需要选取较大的*q*值。同理随着 FFT点数的增加，得到的回波频谱包含的信息更为详细，选取的最佳*q* 值也可适当降低。在这里根据数据集的信杂比、FFT点数以及计算效率和检测效果，最终选择*q=2*。

4.4 海面目标检测模型的建立

4.4.1 检测方法

针对有目标海杂波与无目标海杂波频谱聚集性的不同，采用CA-CFAR方法。假设是待检测单元，为检测门限，*L*是设置的窗口长度，熵值超过门限认为无目标，熵值小于门限认为有目标， 得到

具体实现流程图如图14所示[6]。



图 14 所提方法实现流程图

4.4.2 检测性能分析

为检验该方法的有效性，通过计算不同*q*值时的检测概率，检测概率和虚警概率由下式计算。

其中，为采用含目标单元数据计算非广延熵小于门限的次数，为采用含目标单元数据计算非广延熵的总次数；为采用所有纯海杂波数据计算非广延熵小于门限的次数，为采用所有纯海杂波数据计算非广延熵的总次数。门限是可变的，所以可以计算出某虚警概率下的检测概率。

使用HH数据和20221114000037\_stare\_VV（以下简称VV）两个数据集测试，HH数据中浮标1位于442—454之间，信杂比7.8269dB。VV数据中浮标2位于608—619之间，信杂比5.8301dB，两者海况均为四级海况。

检测概率如下表所示：

表 2 各虚警率下HH和VV数据检测概率表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 虚警率 | 20221112150043\_stare\_HH | 20221114000037\_stare\_VV |
| 0.1 | 0.9237 | 0.8379 |
| 0.01 | 0.9231 | 0.7601 |
| 0.001 | 0.9047 | 0.7474 |

分析表中数据，我们发现在相同的虚警率条件下，HH极化数据集的检测概率高于VV极化数据集，说明HH极化数据效果更好，在目标检测中表现更佳。

选取虚警概率=0.1，分别绘制出两个数据集的非广延熵图和恒虚警图。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 15 HH-*q*=2时非广延熵值图 | 图 16 HH-恒虚警检测图 |

如图15和16所示，当虚警概率=0.1时，信杂比7.8269dB下的检测概率 =0.9237。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 17 VV-q=2时非广延熵值图 | 图 18 VV-恒虚警检测图 |

如图17和18所示，当虚警概率=0.1时，信杂比5.8301dB下的检测概率 =0.8379。

对比两组数据发现，CA-CFAR方法可以在不同的信杂比条件下实现对海面目标的有效检测。信杂比越高，检测效果越好。该方法能够在控制虚警概率的同时，提供较高的检测概率，尤其适用于信杂比较高的情况。实际情况中，*q*值应根据不同信杂比和FFT点数选取。通过调整*q*值，可以进一步优化检测性能，以适应不同的操作环境和性能要求。

五、问题三：海杂波过滤模型

在传统目标检测中，海杂波通常被视为是干扰雷达信号的一种噪声，需要将其去除。然而，在研究海杂波的内在物理特性时，比如分形特性分析，以及获取海浪相关的有用信息，比如波高、波向、波周期等时，海杂波（即海表面回波）实际上是一种包含有用信息的信号。相反，其他来源的干扰，比如雷达的测量噪声和海面的动态噪声，对海杂波来说都是不需要的干扰信息，应该予以滤除。

因此，在目标检测问题中，为了获得更好的效果，应该将海杂波噪声过滤，以便更准确地识别并分析海面上的目标。

5.1 海杂波噪声来源和去噪算法选择

5.1.1 噪声来源

本文是基于实测海杂波数据，利用其频域特征来检测海面目标的。而实际上现场采集的海杂波数据难免受到噪声的影响，海杂波噪声包括来自于雷达的测量噪声(量化噪声和接收机噪声)和来自于粗糙海面动态噪声，因此噪声过滤是海杂波内在物理特性分析和海浪要素提取的首要关键问题。

5.1.2 常用去噪算法分析

5.1.2.1 Wiener线性滤波

Wiener线性滤波是一种常用于信号处理和图像恢复的技术，其原理是基于信号与噪声之间的统计特性进行优化。通过估计信号和噪声的功率谱密度，Wiener滤波器可以最小化输出与原始信号的均方误差，从而尽可能地恢复原始信号。

Wiener滤波器能够有效地去除多种类型的噪声，包括加性高斯噪声和非加性噪声，提高信号质量。但众多研究表明实际的海杂波并不服从高斯分布，是非线性非平稳的。Wiener 线性滤波比较简单，因为线性滤波是基于频率的，这样容易设计与实现。然而线性滤波对于非线性非平稳信号往往效果不佳，主要是因为非线性非平稳信号与噪声有类似的频谱。

5.1.2.2 傅立叶分析去噪

当噪声和信号在不同的频段，傅立叶分析对于平稳信号的去噪具有很好的效果。而对非平稳信号运用傅立叶变换分析的结果是用谐波线性相加来模拟非平稳信号的瞬时特性，不能从根本上获得非平稳信号的瞬态特性。由于傅立叶变换是在频域中对信号进行分析，它不能给出信号在某个时间点上的情况，而信号在时间轴上的任何突变都会影响信号的频域，即该方法不能提供时间精度，因此采用傅立叶变换不能有效地去除噪声。

5.1.2.3滑动平均滤波

滑动平均滤波是通过对信号的多个连续样本值进行平均，来减少噪声的影响。具体来说，滑动平均滤波器计算窗口内样本值的平均值，并将该平均值作为输出。随着窗口滑动到下一个样本点，旧样本值被舍弃，新样本值被加入，从而实现连续的滤波效果。

滑动平均滤波器能够有效地平滑信号，去除高频噪声，从而使信号变化更加稳定。实现滑动平均滤波器的算法简单，易于理解和实现。但由于海杂波非线性非平稳的特点，该方法并不能有效地对海杂波进行去噪。

5.1.2.4中值滤波

中值滤波是一种非线性信号处理方法，具有低通滤波的的特性。它基于统计理论采用类似卷积的方式对邻域进行运算。中值滤波法比较简单，对于波动较大的信号有较好的滤波效果，但精度较差。

5.1.2.5小波去噪

小波去噪是一种基于小波变换的信号处理方法，它利用小波变换将信号分解为不同尺度和频率的成分。然后通过对这些成分的阈值处理，去除其中的噪声成分，最后通过逆小波变换将处理后的信号重构回原始空间。小波变换能够提供多尺度分析，能够同时捕捉到信号的局部特征和整体特征，有利于去除不同尺度下的噪声。

5.1.3滤波算法选择

中值滤波作为传统的去噪方法，在非线性信号处理中具有简单易行的优点，对于波动较大的信号有较好的滤波效果。但是中值滤波的低通滤波特性，对于海杂波噪声的过滤精度较差，并且会造成目标特征的损失，在利用海杂波数据进行目标检测上具有一定局限性。

而小波分析在噪声滤除方面得到广泛的应用，小波阈值去噪具有传统方法不可比拟的优越性。小波分析具有更强的适应性和灵活性，能够根据信号的特性和噪声的性质自适应地选择阈值和处理方式，因此在不同情况下表现更为出色。此外，小波分析还能够提供多尺度分析，有利于同时捕捉到信号的局部特征和整体特征，因此能够更全面地去除不同尺度下的噪声。

考虑到以上情形以及海杂波的非线性非平稳特性，基于小波分析的去噪方法更适合于对信号进行综合性的去噪处理，能够更好地保留信号的原始特征，本文最终选择小波分析作为去噪方法，并将去噪结果与中值滤波进行对比。

5.2海杂波信号的小波去噪

5.2.1小波阈值去噪与参数选择

5.2.1.1小波变换理论简介

小波变换实际上是一种可调窗的傅立叶谱分析，其定义：

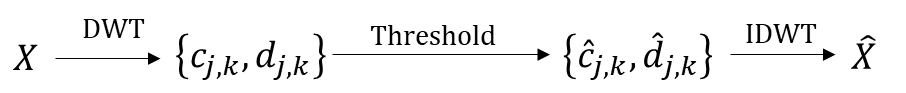
式中，是满足一定条件的基本小波函数，*a*为尺度因子，*b*为平移因子。用不同的*a*和*b*构成不同的小波函数，从而实现信号的分解。尽管小波变换在变换结果中没有明确给出直接的时频特征，但其变量1*/a*代表了频率值，*b*代表了信号的时间位置，因此小波分析中的时间尺度平面对应于时频分析中的时频平面，并且在物理上解释非常简单：即*t=b*时间尺度*a*上*s*的“能量”。小波分析具有多分辨特性，对信号的高频成分和低频成分具有不同的分辨率，而且可以调节，因此被称为信号分析的数学显微镜。

小波变换有不同的变体，包括连续小波变换（CWT）和离散小波变换（DWT）。连续小波变换在连续时间尺度上对信号进行分析，而离散小波变换则将信号分解成离散的尺度和位置。离散小波变换通常采用多尺度分析的方法，通过将信号进行层级分解和重构来实现。

因此，信号可由小波系数进行重构。如何合理地选择有用信号的小波系数、去除噪声的小波系数成为小波去噪的关键。

5.2.1.2小波阈值函数选择

小波去噪可由以下过程描述：



小波系数就是小波基与信号之间的内积，更通俗地说是投影，投影到不同尺度的小波上得到不同的小波系数。在实际应用中，有两个问题需要解决:一个是小波基的选取，另一个是信号分解层数的确定。另外小波系数确定后判断什么样的小波系数为噪声，这就是选择什么样的阀值，即小波系数的值处理或称小波系数的估计。

（1）硬阈值函数

设为阈值，则硬阈值估计为：

（2）软阈值函数

考虑到硬阈值估计中在处是不连续的，这会使得重构信号产生一些震荡。而软阈值估计在的不连续性有所改善，有着较好的连续性。软阈值要比硬阈值复杂，软阈值估计综合考虑了包含噪声所有的小波系数，因此在硬阈值估计基础上，采用软阈值函数，其定义为：

式中，为符号函数，阈值，*N*为信号的采样点个数，为噪声均方差。

5.2.1.3小波基的选择

将小波应用于海杂波信号去噪处理过程中，如何选取合适的小波基是一个重要的问题。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 19 海杂波多普勒谱图 | 图 20 有目标多普勒谱图 |

从图19和图20可知，噪声与海杂波信号频谱重叠，应该具有一定的消失矩；小波正则性由于对奇异点敏感，在故障检测中显得尤为重要。在去噪中为了减少计算和减少或消除重构信号在边缘处的失真，小波具有紧支集特性和对称特性。在进行信号去噪时，通常选择非正交小波函数，这样二进小波变换是冗余的，便于利用小波变换在尺度间传播的信息。

根据信号特征和小波性质分析，基于理论分析[8]和对海杂波信号的去噪试验，采用db3小波作为最终的小波基函数。

5.2.1.4分解层数的确定

事实上对带噪信号进行小波变换，分解层数过多，对所有的各层小波空间的系数都进行阈值处理会造成信号的信息严重丢失，去噪后的信噪比反而下降，同时导致运算量增大，使处理变慢；分解层数过少则去噪效果不理想，信噪比提高不多，但不会出现信噪比下降的情况。这是一个矛盾，必须选择适当的尺度，兼顾二者。

根据不同分解层数的试验，得到了不同分解层数非广延熵图，如图21所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

图 21 2层（左）、3层（中）、4层（右）小波非广延熵对比图

从图中看出，分解层数为2时，信号的失真程度较高，这不利于恒虚警检测的性能；而当分解层数增加到3时，我们观察到了较高的区分度和较少的失真，这表明该层数能够较好地平衡去噪效果和信号保真度；然而，当分解层数继续增加到4时，虽然计算量进一步增大，但区分度却降低了。

通过对比不同分解层数的去噪效果，发现当分解层数为3时，能够达到一个良好的平衡点。基于试验结果和理论分析的综合考量，最终选择海杂波信号的分解层数设置为3。

5.2.2基于小波算法的海杂波过滤效果

以20221112150043\_stare\_HH实测数据为例，采用db3小波基作为去噪过程中的小波函数，将分解层数设置为3，利用软阈值函数进行小波系数的阈值处理，阈值根据噪声的均方差和信号采样点个数*N*确定。为了进一步评估小波算法的去噪效果，将其与中值滤波算法进行对比。

分别给出小波滤波后和中值滤波后的时间-距离图。由图22和图23可知，小波滤波后噪声成分显著减少证实其在去除海杂波信号中的高频噪声方面表现出色，同时还保持信号的重要特征，如边缘和突变，这对于目标检测和特征提取非常关键。而中值滤波使图像整体看起来相对平滑，这种平滑效果以牺牲信号的某些细节为代价，引起一定程度的失真。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 22 HH-小波变换后时间-距离图 | 图 23 HH-中值滤波后时间-距离图 |

取前1.024秒信号数据，给出原始时序图、小波滤波后时序图和中值滤波后时序图，如图24、25、26所示。经过对比发现，小波滤波在处理海杂波信号时提供更好的效果，去除噪声的同时最大限度地保留有用的信号成分。通过计算得出，小波滤波相较于中值滤波在提高信杂比方面具有显著优势。小波滤波后的信杂比达到了10.1981 dB，而中值滤波后的信杂比为7.622 dB。这一结果验证了小波滤波在雷达信号处理中的有效性，尤其是在需要精确区分目标信号和背景杂波的应用中。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 图 24 HH-原始时序细节图 | 图 25 HH-小波变换后时序细节图 | 图 26 HH-中值滤波后时序细节图 |

5.3海面目标检测效果分析

我们采用6.4节建立的海面目标检测模型，对小波去噪后的信号进行效果检验。以HH实测数据为例，给出变换前和小波变换后的非广延熵图和恒虚警检测图对比，如下图27、28、29、30所示。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 27 HH-小波变换前非广延熵图 | 图 28 HH-小波变换后非广延熵图 |

直观地观察非广延熵图的变化，发现去噪后的目标信号更加突出，目标信号和海杂波之间的区分度提高，使得目标更容易被识别，海杂波的影响被有效抑制。小波去噪处理显著改善了非广延熵图的质量，使得目标和海杂波之间的区别更加明显。

|  |  |
| --- | --- |
| 图 29 HH-小波变换前恒虚警检测图 | 图 30 HH-小波变换后恒虚警检测图 |

根据恒虚警图的对比发现，去噪后海杂波的非广延熵更加聚集在高值处，而含目标波的非广延熵更加聚集在低处，目标信号与背景杂波之间的统计分布有着更加清晰的分离，这有助于提高目标检测的准确性，降低了虚警率。去噪后的目标检测性能得到提升，验证了小波去噪在海面目标检测中的有效性。

最后，我们将HH和VV两个实测数据集滤波前和滤波后的检测率进行比较，如下表所示。

表 3 小波变换前后各虚警率下HH和VV数据检测概率表

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 20221112150043\_stare\_HH | | 20221114000037\_stare\_VV | |
| 虚警率 | 滤波前 | 滤波后 | 滤波前 | 滤波后 |
| 0.1 | 0.9237 | 1 | 0.8379 | 0.8302 |
| 0.01 | 0.9231 | 1 | 0.7601 | 0.7821 |
| 0.001 | 0.9047 | 0.9411 | 0.7474 | 0.7451 |

通过对比，发现我们发现小波去噪对20221112150043\_stare\_HH数据的极化目标检测的性能有显著提升，尤其是在虚警率为0.1和0.01时，滤波后的目标检测率达到了100%。然而，对于20221114000037\_stare\_VV数据，去噪处理的增强效果并不明显，甚至在某些情况下可能导致检测性能略有下降。这一发现揭示了去噪对目标检测性能提升的极化依赖性，为未来的雷达信号处理和目标检测研究提供了新的视角。

六、结果分析

第一问通过Elfouhaily谱和双叠加法队海浪进行建模，并与现有的海浪模型进行对比，Elfouhaily谱更加符合真实情况，随着风速增加，海浪的幅度也随之增加，波动幅度增大，该海浪模型具有可行性和真实性。

第二问在对数据集分析时域和频域上目标波和海杂波的特征区别后，建立了非广延熵法模型，确定非广延参数q=2，通过数据集测试，可以很好的区分目标波和海杂波，之后又建立了恒虚警率检测模型，用以评估目标检测效果，对于HH极化，在虚警率0.1,0.01,0.001时，检测准确率分别达到0.9237，0.9231，0.9047。

第三问在比较中值滤波和小波滤波的效果后，选择了小波滤波作为海杂波过滤方法，建立了小波滤波模型，经过滤波之后，HH极化数据的信杂比由7.8269 dB上升到10.1981 dB，有较明显的滤波效果，经过恒虚警率检测之后，对于HH极化数据的检测概率提升较明显，对于VV极化数据的检测概率提升不明显。

七、模型评价

7.1模型的优缺点

问题一海浪谱模型的稳定性是其显著优势，能够可靠地描述海浪的频谱特性，还提供了海浪形态的统计描述，这对于建立海面几何模型至关重要。而选取的Elfouhaily谱是一种综合性的海浪谱模型，能够描述较宽频带的海浪频谱密度，适用于多种海况下的海浪模拟。在空间维选取的双叠加法通过叠加多个谐波来模拟海面的复杂性，适用于生成详细的海面模型，为海浪研究提供了一个稳定且可靠的工具。但问题一的模型在极端海况下的适用性需要验证，需要一定的数学和计算背景来理解和应用。

问题二的基于非广延熵的检测方法在处理海杂波信号时表现出良好的性能，尤其是在信杂比较高的情况下，能够有效地识别和区分目标信号和背景杂波。利用CA-CFAR方法，模型能够在不同的信杂比条件下实现对海面目标的有效检测，同时维持恒定的虚警率。但非广延熵法在处理信杂比较低的数据时，其检测效果可能会下降，这限制了模型在复杂海况或低信杂比环境下的应用。

问题三的小波变换在时频域中具有良好的局部化特性，这使得它能够有效地识别和去除海杂波中的高频噪声成分。小波滤波模型相比于中值滤波，在去除噪声的同时更好地保留了信号的有用成分，提高了目标检测的准确性和海面监测的可靠性。虽然小波滤波在多数情况下表现良好，但在某些情况下可能会引起数据失真，尤其是在处理非平稳信号或信号中包含复杂结构时。

7.2模型的优化和推广

在模型的优化上，问题一的海浪谱模型需要在极端海况下进行更多的测试和验证，以确保模型的鲁棒性和适用性，并开发自适应算法来自动选择最佳的模型参数，以适应不同的海况和操作条件。针对非广延熵法在低信杂比下的性能下降问题，研究和开发新的阈值确定方法或结合其他特征提取技术以改善检测性能。对于小波滤波模型，可以探索不同的小波基和阈值策略，以减少数据失真并提高滤波效果。

在模型的推广上，海浪谱模型可以更准确地评估海洋结构物的稳定性，优化海洋能源资源的开发利用，提高海洋环境监测与预警系统的效率。同时，基于非广延熵的目标检测方法和小波变换等信号处理方法也可以在图像处理、医学影像处理等领域发挥重要作用，促进相关领域的技术发展和应用。

八、参考文献

1. 杜延磊. 随机粗糙海面微波散射/辐射的仿真与分析：解析近似模型和数值方法[D]. 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2019. DOI:10.27612/d.cnki.gyyys.2019.000014.
2. 杨志钢,孙鹏. 基于Gerstner函数和JONSWAP海浪谱的海浪仿真 [J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2021, 37 (06): 676-682. DOI:10.19492/j.cnki.1672-0946.2021.06.007.
3. 罗伟. 时变海面与目标复合电磁散射研究[D]. 西安电子科技大学, 2011.
4. 朱世强,武星军,林建亚. 海浪模拟的三维仿真研究 [J]. 船舶工程, 1999, (06): 7-9+12-3.
5. 田凯祥,于晓涵,王中训,等. 基于实测数据的海杂波与海面小目标特征分析 [J]. 海军航空大学学报, 2023, 38 (04): 313-322.
6. 陈世超. 海杂波模型及海面小目标检测方法研究[D]. 西安电子科技大学, 2020. DOI:10.27389/d.cnki.gxadu.2020.003368.
7. 陈世超,罗丰,胡冲,等. 基于多普勒谱非广延熵的海面目标检测方法 [J]. 雷达学报, 2019, 8 (03): 344-354.
8. 王福友. 海杂波混沌分形特性分析、建模及小目标检测[D]. 哈尔滨工程大学, 2009.

九、附录

9.1 代码

问题一：

全方向谱代码：

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
*# 计算频率范围*k = np.linspace(0.001, 100000, 10000000) *# 波数范围，单位为 rad/m*def Sk(U\_10):  
 *# 物理常数* g = 9.8 *# 重力加速度 m/s^2* km = 370 *# 定义波数 km，单位为 rad/m  
  
 # 定义参数和变量 # 10米高的速度 m/s* omega = 0.84 *# 对于充分发展的海域* k\_p = g / (U\_10 / omega)\*\*2 *# 波数 kp，单位为 rad/m* global k  
   
 *# 计算参数* u = U\_10 \* np.sqrt(0.001 \* (0.81 + 0.65 \* U\_10)) *# 海浪风速* c\_m = 0.23 *# cm 参数* c = np.sqrt(g \* (1 + k\*\*2 / km\*\*2) / k)  
 a\_m = 1.4 \* np.exp(-2) \* u / c\_m *# am 参数  
  
 # 计算Fm* F\_m = np.exp(-0.25 \* ((k / k\_p) - 1)\*\*2)  
  
 *# 计算BH* B\_H = 0.5\*a\_m \* c\_m \* F\_m / c  
  
 *# 计算BL* B\_L = 0.003 \* np.sqrt(omega \* k / k\_p) \* np.exp(-omega \* (np.sqrt(k / k\_p) - 1) / np.sqrt(10))  
  
 *# 计算L* L = np.exp(-1.25 \* (k\_p / k)\*\*2)  
  
 *# 计算Gamma和gamma* Gamma = np.where((0.83 < omega) & (omega < 1), 1.7, 1.7 + 6 \* np.log10(omega))  
 gamma = np.exp(-(np.sqrt(k) - np.sqrt(k\_p))\*\*2 / (2 \* (0.08 \* (1 + 4 / omega\*\*3))\*\*2 \* k\_p))  
  
 *# 计算SE* SE = k\*\*-3 \* (B\_L + B\_H) \* L \* Gamma\*\*gamma  
 return(SE)  
SE\_1 = Sk(3)  
SE\_2 = Sk(5)  
SE\_3 = Sk(7)  
SE\_4 = Sk(9)  
  
*# 绘图*plt.figure(figsize=(10, 6))  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_1), label=f'U\_10 = {3} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_2), label=f'U\_10 = {5} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_3), label=f'U\_10 = {7} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_4), label=f'U\_10 = {9} m/s')  
plt.xlabel('lg Wave Number (rad/m)')  
plt.ylabel('lg Spectral Density (m^3/rad)')  
plt.title('Elfouhaily Wave Spectrum')  
plt.grid(True)  
plt.legend()  
plt.xlim([-3, 5])  
plt.ylim([-20, 5])  
plt.show()

双叠加法建模代码：

import numpy as np  
import matplotlib.pyplot as plt  
*# 计算频率范围*def D\_function(k, phi, U\_10):  
 Omega = 0.84  
 cp = U\_10 / Omega  
 km = 370 *# 定义波数 km，单位为 rad/m* g = 9.8 *# 重力加速度 m/s^2* c = np.sqrt(g \* (1 + k \*\* 2 / km \*\* 2) / k)  
 u = U\_10 \* np.sqrt(0.001 \* (0.81 + 0.65 \* U\_10)) *# 海浪风速* c\_m = 0.23 *# cm 参数* delta = np.tanh(np.log(2) / 4 + 4 \* (c / cp) \*\* 2.5 + 0.13 \* u / c\_m \* (c\_m / c) \*\* 2.5)  
 result = np.empty((n, m))  
 for i in range(n):  
 for j in range(m):  
 result[i, j] = (1 + delta[ i]) \* np.cos(2 \* phi[ j]) / (2 \* np.pi)  
 return result  
def Sk(k,U\_10):  
 *# 物理常数* g = 9.8 *# 重力加速度 m/s^2* km = 370 *# 定义波数 km，单位为 rad/m  
  
 # 定义参数和变量* omega = 0.84 *# 对于充分发展的海域* k\_p = g / (U\_10 / omega)\*\*2 *# 波数 kp，单位为 rad/m  
   
 # 计算参数* u = U\_10 \* np.sqrt(0.001 \* (0.81 + 0.65 \* U\_10)) *# 海浪风速* c\_m = 0.23 *# cm 参数* c = np.sqrt(g \* (1 + k\*\*2 / km\*\*2) / k)  
 a\_m = 1.4 \* np.exp(-2) \* u / c\_m *# am 参数  
  
 # 计算Fm* F\_m = np.exp(-0.25 \* ((k / k\_p) - 1)\*\*2)  
  
 *# 计算BH* B\_H = 0.5 \* a\_m \* c\_m \* F\_m / c  
  
 *# 计算BL* B\_L = 0.003 \* np.sqrt(omega \* k / k\_p) \* np.exp(-omega \* (np.sqrt(k / k\_p) - 1) / np.sqrt(10))  
  
 *# 计算L* L = np.exp(-1.25 \* (k\_p / k)\*\*2)  
  
 *# 计算Gamma和gamma* Gamma = 1.7  
 gamma = np.exp(-(np.sqrt(k) - np.sqrt(k\_p))\*\*2 / (2 \* (0.08 \* (1 + 4 / omega\*\*3))\*\*2 \* k\_p))  
  
 *# 计算SE* SE = k\*\*-3 \* (B\_L + B\_H) \* L \* Gamma\*\*gamma  
 return(SE)  
'''  
SE\_1 = Sk(3)  
SE\_2 = Sk(5)  
SE\_3 = Sk(7)  
SE\_4 = Sk(9)  
  
# 绘图  
plt.figure(figsize=(10, 6))  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_1), label=f'U\_10 = {3} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_2), label=f'U\_10 = {5} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_3), label=f'U\_10 = {7} m/s')  
plt.plot(np.log10(k), np.log10(SE\_4), label=f'U\_10 = {9} m/s')  
plt.xlabel('lg Wave Number (rad/m)')  
plt.ylabel('lg Spectral Density (m^2/rad)')  
plt.title('Elfouhaily Wave Spectrum')  
plt.grid(True)  
plt.legend()  
plt.xlim([-3, 5])  
plt.ylim([-20, 5])  
plt.show()'''  
import numpy as np  
import math  
*# 定义函数计算振幅 aij  
  
# 定义函数计算海面模型*def generate\_sea\_surface\_model(x, y, t, n, m, A, omega, k, phi, epsilon):  
 z = np.zeros((200,200))  
 for q in range(200):  
 for l in range(200):  
 for i in range(n):  
 for j in range(m):  
 z[q][l] += A[i][j] \*math.cos(omega[i] \* t - k[i] \* (x[q] \* math.cos(phi[j]) + y[l] \* math.sin(phi[j])) + epsilon[i][j])  
  
 return z  
  
*# 测试代码  
# 定义参数*n = 30 *# 波的数量*m = 10 *# 方向的数量*x = np.linspace(0, 50, 200) *# 水平方位坐标*y = np.linspace(0, 50, 200) *# 水平方位坐标*t = 0 *# 时刻*omega = np.random.rand(n) *# 随机角频率*k=np.linspace(0.01,10, n)  
dk=k[1]-k[0]  
phi =np.linspace(0.01, 2\*np.pi, m)  
dphi=phi[1]-phi[0]  
e\_x=np.linspace(0.01, 2\*np.pi, n)  
e\_y=np.linspace(0.01, 2\*np.pi, m)  
epsilon = np.random.rand(n,m)\*np.pi\*2 *# 随机初始相位*se=Sk(k,4)  
  
D=D\_function(k,phi,4)  
  
A = np.zeros((n,m))  
for i in range(n):  
 for j in range(m):  
 A[i][j]=np.sqrt(math.fabs(2\*se[i]\*D[i][j]/k[i]\*dphi\*dk))  
*# 生成海面模型*z = generate\_sea\_surface\_model(x, y, t, n, m, A, omega, k, phi, epsilon)  
*# 绘图*import matplotlib.pyplot as plt  
from mpl\_toolkits.mplot3d import Axes3D  
  
X, Y = np.meshgrid(x, y)  
fig = plt.figure(figsize=(10, 6))  
ax = fig.add\_subplot(111, projection='3d')  
surf = ax.plot\_surface(X, Y, z, cmap='viridis')  
ax.set\_xlabel('X (m)')  
ax.set\_ylabel('Y (m)')  
ax.set\_zlabel('Z (m)')  
plt.title('Sea Surface Model')  
plt.colorbar(surf, label='Z (m)')  
plt.show()

问题二：

abs\_data\_matrix = abs(amplitude\_complex\_T1);

%时频图和B显图

%{

power\_matrix = abs\_data\_matrix.^2; % 计算功率

% 转换为分贝

db\_matrix = 10 \* log10(power\_matrix);

% 绘制图像

figure;

imagesc(db\_matrix);

colormap('summer'); % 设置颜色映射，这里使用'jet' colormap

colorbar; % 添加颜色条

title('T1脉冲回波'); % 添加标题

xlabel('采样点数'); % x轴标签

ylabel('脉冲数'); % y轴标签

% 选择第445列数据

data\_col\_100 = abs\_data\_matrix(:, 100);

data\_col\_445 = abs\_data\_matrix(:, 445);

data\_col\_616 = abs\_data\_matrix(:, 616);

% 设置STFT参数

window\_length = 256;

overlap = 200;

fs = 1; % 虚拟单位频率，因为只进行频率分析

% 计算短时傅里叶变换

[s, f, t] = spectrogram(data\_col\_100, hamming(window\_length), overlap, window\_length, fs);

% 将正频率结果镜像得到负频率结果

s\_neg = conj(flipud(s(2:end,:))); % 镜像正频率

% 合并正负频率结果

s\_combined = [s\_neg; s];

f\_combined = [-flipud(f(2:end)); f];

% 绘制时频谱图（包括正负频率）

figure;

subplot(2, 1, 1);

surf(t/2000, f\_combined, 10\*log10(abs(s\_combined)), 'EdgeColor', 'none');

view(0, 90); % 设置视角

xlabel('时间/s');

ylabel('频率');

title('Short-Time Fourier Transform (STFT) 目标位置：100');

colormap('jet'); % 设置颜色映射，这里使用'jet' colormap

colorbar; % 添加颜色条

% 设置STFT参数

window\_length = 256;

overlap = 200;

fs = 1; % 虚拟单位频率，因为只进行频率分析

% 计算短时傅里叶变换

[s, f, t] = spectrogram(data\_col\_445, hamming(window\_length), overlap, window\_length, fs);

% 将正频率结果镜像得到负频率结果

s\_neg = conj(flipud(s(2:end,:))); % 镜像正频率

% 合并正负频率结果

s\_combined = [s\_neg; s];

f\_combined = [-flipud(f(2:end)); f];

% 绘制时频谱图（包括正负频率）

subplot(2, 1, 2);

surf(t/2000, f\_combined, 10\*log10(abs(s\_combined)), 'EdgeColor', 'none');

view(0, 90); % 设置视角

xlabel('时间/s');

ylabel('频率');

title('Short-Time Fourier Transform (STFT) 目标位置：445');

colormap('jet'); % 设置颜色映射，这里使用'jet' colormap

colorbar; % 添加颜色条

% 设置STFT参数

window\_length = 256;

overlap = 200;

fs = 1; % 虚拟单位频率，因为只进行频率分析

% 计算短时傅里叶变换

[s, f, t] = spectrogram(data\_col\_616, hamming(window\_length), overlap, window\_length, fs);

% 将正频率结果镜像得到负频率结果

s\_neg = conj(flipud(s(2:end,:))); % 镜像正频率

% 合并正负频率结果

s\_combined = [s\_neg; s];

f\_combined = [-flipud(f(2:end)); f];

% 绘制图像

data\_col\_100 = abs\_data\_matrix(1:2048, 100);

data\_col\_445 = abs\_data\_matrix(1:2048, 445);

t=1:2048;

%绘制二维图

figure;

subplot(2, 1, 1);

plot(t/2000,data\_col\_100);

title('采集点100，纯海杂波');

xlabel('时间/s');

ylabel('幅度');

subplot(2, 1, 2);

plot(t/2000,data\_col\_445);

title('采集点445，含目标波');

xlabel('时间/s');

ylabel('幅度');

%}

%总体幅度图

%{

pulse\_points = 1:size(abs\_data\_matrix, 1);

columns = 1:size(abs\_data\_matrix, 2);

% 定义每个数据段的长度

segment\_length = 1024;

% 计算数据段的数量

num\_segments = floor(length(pulse\_points) / segment\_length);

% 初始化平均值数组

average\_values = zeros(num\_segments, size(abs\_data\_matrix, 2));

% 计算每个数据段的平均值

for i = 1:num\_segments

start\_idx = (i - 1) \* segment\_length + 1;

end\_idx = i \* segment\_length;

segment\_data = abs\_data\_matrix(start\_idx:end\_idx, :);

average\_values(i, :) = mean(segment\_data);

end

% 可视化平均值

figure;

imagesc(average\_values);

colormap('jet'); % 设置颜色映射

colorbar; % 添加颜色条

title('以1024间隔，平均值B显图');

xlabel('Column Index');

ylabel('Segment Index');

% 创建行和列的索引

pulse\_points = 1:size(average\_values, 1);

columns = 20:size(average\_values, 2);

% 创建网格

[PulsePoints, Columns] = meshgrid(pulse\_points, columns);

% 转置维度

average\_values = average\_values(:,20:950)';

% 绘制三维图像

figure;

mesh(Columns, PulsePoints, average\_values);

xlabel('距离采样点');

ylabel('时间间隔，以1024分割');

zlabel('幅度');

title('杂波总览');

colorbar; % 添加颜色条

%}

%信杂比

%{

data\_col\_100 = abs\_data\_matrix(:, 200);%海杂波

data\_col\_445 = abs\_data\_matrix(:, 612);

data\_col\_616 = abs\_data\_matrix(:, 616);

signal\_power = mean(data\_col\_445.^2, 'all');

% 计算噪声功率

noise\_power = mean(data\_col\_100.^2, 'all');

% 计算平均信噪比（以分贝为单位）

snr\_db = 10 \* log10((signal\_power-noise\_power) / noise\_power);

disp(['Average SNR (dB): ', num2str(snr\_db)]);

%}

%非广延熵检测

% 指定数组大小

row = 950;

col = 512;

Fs = 2000; % 采样频率

T = 1/Fs; % 采样时间

L = 256; % 信号长度

N=256;

q=2;

t = (0:L-1)\*T; % 时间

s=zeros(row,col);

for i = 1:row

for j = 1:col

data\_col = abs\_data\_matrix(256\*(j-1)+1:256\*j, i);

Y = fft(data\_col,N)/N\*2; %除以N乘以2才是真实幅值，N越大，幅值精度越高

Y(1)=Y(1)/2;

A = abs(Y); %幅值

A=A.^2/sum(A.^2);

s(i,j)=(1-sum(A.^q))/(q-1);

end

end

% 创建行和列的索引

row = 1:row;

col = 1:col;

% 创建网格

[row, col] = meshgrid(col, row);

surf(row, col, s, 'EdgeColor', 'none');

view(0, 90); % 设置视角

xlabel('时间单元');

ylabel('位置单元');

title('非广延熵比较 q=0.5');

colormap('jet'); % 设置颜色映射，这里使用'jet' colormap

colorbar; % 添加颜色条

n\_cs=0;

n\_ts=0;

for j=1:512

threshold = func\_CACFAR(s(:,j),j);

for i=1:950

if((i<608||i>619)&&s(i,1)<threshold(i,1))

n\_cs=n\_cs+1;

elseif((i>=608&&i<=619)&&s(i,1)<threshold(i,1))

n\_ts=n\_ts+1;

end

end

end

p\_d=n\_ts/(512\*12)

p\_fa=n\_cs/(512\*938)

%单点的非广延熵

%{

%快速傅里叶变换

data\_col\_449 = abs\_data\_matrix(1:256, 459);

Fs = 2000; % 采样频率

T = 1/Fs; % 采样时间

L = 256; % 信号长度

t = (0:L-1)\*T; % 时间

figure;

plot(t,data\_col\_449)

title('加噪声的信号')

xlabel('时间(s)')

N = 2^nextpow2(L); %采样点数，采样点数越大，分辨的频率越精确，N>=L，超出的部分信号补为0

Y = fft(data\_col\_449,N)/N\*2; %除以N乘以2才是真实幅值，N越大，幅值精度越高

Y(1)=Y(1)/2;

f = Fs/N\*(0:1:N-1); %频率

A = abs(Y); %幅值

P = angle(Y); %相值

figure;

plot(f(1:N),A(1:N)); %函数fft返回值的数据结构具有对称性,因此我们只取前一半

title('幅值频谱')

xlabel('频率(Hz)')

ylabel('幅值')

%非广延熵

A=A.^2/sum(A.^2);

q=2;

s=(1-sum(A.^q))/(q-1);

%}

%多普勒功率谱

%{

Fs = 2000; % 采样频率

T = 1/Fs; % 采样时间

N = 1024;

f = Fs/N\*(-N/2:1:N/2); % 频率轴

data\_col\_449 = amplitude\_complex\_T1(1:1024, 449);

b = zeros(N, 1);

S = zeros(1, N);

for j = 1:N

Z = data\_col\_449.\* exp(-2\*pi\*(1:N)\*T\*f(j));

b(j,1)=sum(Z(j,:));

S(j) = 1/N \* abs(b(j,1))^2;

end

figure;

plot(f(1:N), 10\*log10(S(1:N)));

title('含目标单元');

xlabel('频率(Hz)');

ylabel('多普勒功率谱');

%}

%时间自相关

%{

m=128;

data=amplitude\_complex\_T1(1:m,200);

c=sum(abs(data));

acf=zeros(m,1);

for i=1:m

b=zeros(m,1);

for j=1:m-i

b(j,1)=data(j,1)\*conj(data(j+i-1));

end

acf(i,1)=abs(sum(b))/c;

end

acf=acf./acf(1,1)

i=1:m

stem(i/2,acf,'fill');

title('纯海杂波时间自相关图');

xlabel('持续时间/(ms)');

ylabel('时间相关系数');

%}

%空间自相关

%{

data=mean(abs(amplitude\_complex\_T1));

m=mean(data);

M=950

spacf=zeros(M,1);

for i=1:M

b=zeros(M,1);

for j=1:M-i

b(j,1)=(data(1,j)-m)\*(data(1,j+i-1)-m);

end

spacf(i,1)=sum(b);

end

spacf=spacf./spacf(1,1);

i=1:M

stem(i,spacf,'fill');

title('空间自相关性图');

xlabel('采样距离');

ylabel('空间相关系数');

%}

%平均相对幅度

%{

data=abs(amplitude\_complex\_T1(:,449));%目标波

cankao=abs(amplitude\_complex\_T1(:,300));%海杂波

zabo=abs(amplitude\_complex\_T1(:,200));

raa=zeros(1024,1);

for i=1:1024

raa(i,1)=mean(data(128\*(i-1)+1:128\*i,1))/mean(zabo(128\*(i-1)+1:128\*i,1));

end

i=1:1024;

plot(i,raa);

hold on; % 保持图形，以便画下一个折线图

raa1=zeros(1024,1);

for i=1:1024

raa1(i,1)=mean(cankao(128\*(i-1)+1:128\*i,1))/mean(zabo(128\*(i-1)+1:128\*i,1));

end

i=1:1024

plot(i,raa1);

legend('目标波', '海杂波', 'Location', 'northeast'); % 添加图例，设定位置为左上角

title('目标波相对海杂波的相对平均幅度');

xlabel('数据段（以128分隔）');

ylabel('相对平均幅度');

hold off;

%}

计算恒虚警率函数func\_CACFAR.m：

% 函数定义：计算恒虚警率（Constant False Alarm Rate, CFAR）阈值，并绘制信号及CFAR阈值图

function y = func\_CACFAR(signal,a)

% 定义参考窗口长度

refLength = 30;

% 定义保护间隔长度

guardLength = 13;

% 定义偏移量，通过调整偏移量改变虚警率

offset = -0.07;%HH0.041 VV0.034

% 创建滑动窗函数，中心部分为参考窗口，两侧为保护间隔

cfarWin = ones((refLength + guardLength) \* 2 + 1, 1);

cfarWin(refLength + 1 : refLength + 1 + 2 \* guardLength) = 0; % 设置保护间隔为0

cfarWin = cfarWin / sum(cfarWin); % 归一化窗函数

% 计算噪声水平，通过对信号进行加权平均（卷积操作）

noiseLevel = conv(signal, cfarWin, 'same');

% 计算CFAR阈值，基于噪声水平加上偏移量

cfarThreshold = noiseLevel + offset;

cfarThreshold = fillmissing(cfarThreshold, 'linear');

% 绘制图形

if(a==1)

figure

plot(signal); % 绘制原始信号

hold on; % 保持当前图像，在同一张图上添加新的数据

plot(cfarThreshold, 'r', 'LineWidth', 2); % 绘制CFAR阈值线，红色，线宽为2

legend('Signal', 'CFAR Threshold'); % 图例显示

xlabel('分辨率单元索引'); % x轴标签

ylabel('熵值'); % y轴标签

title('恒虚警检测阈值'); % 图形标题，显示SNR值

end

y=cfarThreshold;

end

问题三：

% 加载MAT文件中的雷达信号数据

%load('20221112150043\_stare\_HH.mat'); % 替换为您的MAT文件路径

% 获取雷达信号数据

radar\_signal = amplitude\_complex\_T1; % 假设雷达信号存储在名为'amplitude\_complex\_T1'的变量中

[num\_samples, num\_cells] = size(radar\_signal); % 获取样本数量和单元数量

%小波变换

%{

% 创建存储去噪后信号的变量

radar\_signal\_deNoise = zeros(num\_samples, num\_cells);

% 小波去噪参数设置

level = 4; % 小波变换的层数

wavelet\_name = 'db3'; % 小波基函数名称

threshold\_type = 's'; % 阈值类型

% 对每个单元的信号进行小波去噪处理

for i = 1:num\_cells

% 获取当前单元的信号

current\_signal = radar\_signal(:, i);

% 计算当前信号的幅度

amplitude = abs(current\_signal);

% 进行小波变换

[c, l] = wavedec(amplitude, level, wavelet\_name);

% 计算阈值

sigma = median(abs(c))/0.6745;

threshold = sigma\*sqrt(2\*log(length(amplitude)));

% 应用软阈值处理

c\_deNoise = wthresh(c, threshold\_type, threshold);

% 重构去噪后的信号

amplitude\_deNoise = waverec(c\_deNoise, l, wavelet\_name);

% 将去噪后的幅度数据转换为复数形式，并与原始信号相乘得到去噪后的复数信号

radar\_signal\_deNoise(:, i) = current\_signal ./ amplitude .\* amplitude\_deNoise;

end

abs\_data\_matrix=abs(radar\_signal\_deNoise);

%}

%中值滤波

%{

radar\_signal=abs(radar\_signal);

filtered\_data\_complex\_T1 = zeros(size(amplitude\_complex\_T1));

for i = 1:size(radar\_signal, 2)

signal = radar\_signal(:, i);

filtered\_signal = medfilt1(signal, 3); % 这里的 3 是中值滤波的窗口大小，可以根据需要调整

filtered\_data\_complex\_T1(:, i) = filtered\_signal;

end

abs\_data\_matrix=filtered\_data\_complex\_T1;

%}

%{

data\_col\_100 = abs\_data\_matrix(1:2048, 100);

data\_col\_445 = abs\_data\_matrix(1:2048, 445);

t=1:2048;

%绘制二维图

figure;

subplot(2, 1, 1);

plot(t/2000,data\_col\_100);

title('采集点100，纯海杂波');

xlabel('时间/s');

ylabel('幅度');

subplot(2, 1, 2);

plot(data\_col\_445);

title('采集点445，含目标波');

xlabel('时间/s');

ylabel('幅度');

%}

%绘制三维图

%{

pulse\_points = 1:size(abs\_data\_matrix, 1);

columns = 1:size(abs\_data\_matrix, 2);

% 定义每个数据段的长度

segment\_length = 1024;

% 计算数据段的数量

num\_segments = floor(length(pulse\_points) / segment\_length);

% 初始化平均值数组

average\_values = zeros(num\_segments, size(abs\_data\_matrix, 2));

% 计算每个数据段的平均值

for i = 1:num\_segments

start\_idx = (i - 1) \* segment\_length + 1;

end\_idx = i \* segment\_length;

segment\_data = abs\_data\_matrix(start\_idx:end\_idx, :);

average\_values(i, :) = mean(segment\_data);

end

% 创建行和列的索引

pulse\_points = 1:size(average\_values, 1);

columns = 20:size(average\_values, 2);

% 创建网格

[PulsePoints, Columns] = meshgrid(pulse\_points, columns);

% 转置维度

average\_values = average\_values(:,20:950)';

% 绘制三维图像

figure;

mesh(Columns, PulsePoints, average\_values);

xlabel('距离采样点');

ylabel('时间间隔，以1024分割');

zlabel('幅度');

title('杂波总览');

colorbar; % 添加颜色条

%}

%信杂比

%{

data\_col\_100 = abs\_data\_matrix(:, 200);%海杂波

data\_col\_445 = abs\_data\_matrix(:, 449);

signal\_power = mean(data\_col\_445.^2, 'all');

% 计算噪声功率

noise\_power = mean(data\_col\_100.^2, 'all');

% 计算平均信噪比（以分贝为单位）

snr\_db = 10 \* log10((signal\_power-noise\_power) / noise\_power);

disp(['Average SNR (dB): ', num2str(snr\_db)]);

%}

%非广延熵计算

% 指定数组大小

row = 950;

col = 512;

Fs = 2000; % 采样频率

T = 1/Fs; % 采样时间

L = 256; % 信号长度

N=256;

q=2;

t = (0:L-1)\*T; % 时间

s=zeros(row,col);

for i = 1:row

for j = 1:col

data\_col = abs\_data\_matrix(256\*(j-1)+1:256\*j, i);

Y = fft(data\_col,N)/N\*2; %除以N乘以2才是真实幅值，N越大，幅值精度越高

Y(1)=Y(1)/2;

A = abs(Y); %幅值

A=A.^2/sum(A.^2);

s(i,j)=(1-sum(A.^q))/(q-1);

end

end

% 创建行和列的索引

row = 1:row;

col = 1:col;

% 创建网格

[row, col] = meshgrid(col, row);

figure;

surf(row, col, s, 'EdgeColor', 'none');

view(0, 90); % 设置视角

xlabel('时间单元');

ylabel('位置单元');

title('非广延熵比较 q=2');

colormap('jet'); % 设置颜色映射，这里使用'jet' colormap

colorbar; % 添加颜色条

n\_cs=0;

n\_ts=0;

for j=1:512

threshold = func\_CACFAR(s(:,j),j);

for i=1:950

if((i<608||i>619)&&s(i,1)<threshold(i,1))%VV:608——619 HH：442——454

n\_cs=n\_cs+1;

elseif((i>=608&&i<=619)&&s(i,1)<threshold(i,1))

n\_ts=n\_ts+1;

end

end

end

p\_d=n\_ts/(512\*12)

p\_fa=n\_cs/(512\*938)

9.2 附件索引

主要计算结果：

20221112150043\_HH\_1024间隔B显图.jpg

20221112150043\_HH\_2层小波非广延熵对比q=2.jpg

20221112150043\_HH\_4层小波非广延熵对比q=2.jpg

20221112150043\_HH\_B显图.jpg

20221112150043\_HH\_中值滤波、后非广延熵对比q=2.jpg

20221112150043\_HH\_中值滤波后恒虚警检测.jpg

20221112150043\_HH\_中值滤波后时序细节对比图.jpg

20221112150043\_HH\_中值滤波后时间距离图像.jpg

20221112150043\_HH\_含目标时间相关性.jpg

20221112150043\_HH\_小波变换后恒虚警检测.jpg

20221112150043\_HH\_小波变换后时序对比图.jpg

20221112150043\_HH\_小波变换后时序细节对比图.jpg

20221112150043\_HH\_小波变换后时间距离图像.jpg

20221112150043\_HH\_小波变换后非广延熵对比q=2.jpg

20221112150043\_HH\_恒虚警检测.jpg

20221112150043\_HH\_时序对比图.jpg

20221112150043\_HH\_时序细节对比图.jpg

20221112150043\_HH\_时间距离图像.jpg

20221112150043\_HH\_浮标1时频图.jpg

20221112150043\_HH\_相对平均幅度.jpg

20221112150043\_HH\_空间相关性.jpg

20221112150043\_HH\_纯海杂波时间相关性.jpg

20221112150043\_HH\_纯海杂波时频图.jpg

20221112150043\_HH\_非广延熵对比q=0.5.jpg

20221112150043\_HH\_非广延熵对比q=1.5.jpg

20221112150043\_HH\_非广延熵对比q=2.jpg

20221112150043\_HH\_非广延熵对比q=3.jpg

20221114000037\_VV\_恒虚警检测.jpg

20221114000037\_VV\_非广延熵对比q=2.jpg

全方向谱.png

有目标多普勒谱.jpg

海杂波多普勒谱.png

风速10.png

风速15.png

风速4.png

风速5.png

主要代码：

第一题全方向谱.py

第一题双叠加法.py

func\_CACFAR.m

question\_2.m

question\_3.m