

硕士学位论文

（专业学位论文）

基于雷达极化信息的海面目标检测与识别

**DETECTION AND RECOGNITION OF SEA
SURFACE TARGETS BASED ON RADAR
POLARIZATION INFORMATION**

姜杰

哈尔滨工业大学

2022 年 6 月

国内图书分类号：TN 95
国际图书分类号：621.39

学校代码：10213
密级：公开

硕士学位论文

基于雷达极化信息的海面目标检测与识别

硕 士 研 究 生：姜杰

导 师：刘爱军教授

申 请 学 位：专业学位

学 科：电子信息

所 在 单 位：信息科学与工程学院

答 辩 日 期：2022 年 6 月

授予学位单位：哈尔滨工业大学

Classified Index: TN 95

U.D.C: 621.39

Dissertation for the Master Degree in Engineering

**DETECTION AND RECOGNITION OF SEA
SURFACE TARGETS BASED ON RADAR
POLARIZATION INFORMATION**

Candidate:	Jiang Jie
Supervisor:	Prof. Liu Aijun
Degree Applied for:	Professional Degree
Speciality:	Electronic Information
Affiliation:	School of Information Science and Engineering
Date of Defence:	June, 2022
Degree-Conferring-Institution:	Harbin Institute of Technology

摘 要

极化作为雷达电磁波的固有属性,近年来在抗干扰、滤波等领域应用广泛。极化能够反映散射体的材料物理特征以及几何尺寸大小等信息,在雷达海面目标检测与识别方面有着非常好的应用前景。我国作为世界上的海洋大国,坐拥四大领海,守护好我国的海洋领土,是目前建设强大国防不可忽视的一步。

由于受到海面上瞬息万变的环境条件因素影响,传统的海面目标检测与识别技术处处受限。本文从海面散射体的极化响应出发,针对记录着目标散射体全部特征的散射矩阵,以及分析目标组成的极化分解方法,分别提出新的算法对海上目标进行检测与识别工作。论文的主要内容如下:

第一部分首先简述本文所应用到的极化基础理论,包括从几何角度到 2 维复矢量再深入到 4 维复矢量的三种极化电磁波表示方法,以及针对目标散射体进行特征描述的几种特殊矩阵。

第二部分描述的是直接利用散射矩阵的特性,来对目标进行检测与识别工作。该部分首先通过分析雷达回波信号中的极化不变量,并结合波达方向估计算法中最经典的 MUSIC 算法原理,设计一种新的检测算法。新算法能够检测出在海杂波背景下的海面目标存在区间,研究证明,新算法的检测性能要远大于单一依靠一个极化不变量对目标进行检测的方法。同时该算法不仅能够检测目标散射体的位置,还对杂波信号中海杂波的纯度体现出一定的敏感性。其次,结合分类问题中的聚类思想,该部分将会论述基于矩阵距离原理的五种目标识别方法,并对五种方法的机理进行简要分析。结果表明,能综合极化特征的识别算法的性能要强于其它方法。

第三部分在极化散射矩阵理论的基础上,首先阐述目标散射体的极化分解理论。并基于非相干分解中的 Cloude 分解理论基础,分解得到 4 个代表目标散射特性的特征值,再根据这 4 个特征值之间的相关关系,进行海面目标的检测与识别。相对应的,在对特征值的利用上,该部分提出三种检测方法以及四种识别方式,并对最终结果进行阐述分析。结果表明,三种检测方法都能利用极化特征达到较好的检测结果。且在矢量特征值下的分析中,基于矢量 Cosine 值下的识别方法效果最好。同时,对比第二、三部分的检测结果,得到有关将雷达视线下目标散射体视为稳态目标还是时变目标的相关结论。

关键词: 雷达极化; 海面极化; 目标检测; 目标识别

Abstract

As an inherent attribute of radar electromagnetic wave, polarization has been widely used in anti-interference and filtering fields in recent years. Polarization can reflect the material physical characteristics and geometric size of the scatterer, which has a good application prospect in radar sea surface target detection and recognition. As a maritime power in the world, China has four major territorial seas. Guarding our maritime territory is an important step in building a strong national defense.

Due to the influence of the ever-changing environmental conditions on the sea surface, the traditional detection and recognition techniques of sea surface targets are limited everywhere. Based on the polarization response of sea surface scatterers, the scattering matrix, which records all the characteristics of the scatterers, and the polarization decomposition method, which analyzes the composition of the target, are used to detect and identify sea targets. The main contents of this thesis are as follows:

In the first part, the basic theory of polarization applied in this thesis is introduced briefly, including three kinds of polarization electromagnetic wave representation methods from geometric angle to 2-dimensional complex vector and then to 4-dimensional complex vector, and several special matrices for characterizing target scatterers.

The second part describes the direct use of the scattering matrix characteristics to detect and identify the target. This part firstly analyzes the polarization invariants in radar echo signal, In this part, a new detection algorithm is designed by analyzing the polarization invariants in radar echo signal and combining with MUSIC algorithm, which is the most classical estimation algorithm of the direction of arrival. The new algorithm can detect the presence interval of the surface target in the background of sea clutter. It is proved that the detection performance of the new algorithm is much better than that of the method which only relies on one polarization invariant. At the same time, the algorithm can not only detect the position of target scatterer, but also show some sensitivity to the purity of clutter signal. Secondly, combined with the idea of clustering in the classification problem,

this part discusses five target recognition methods based on the matrix distance principle, and makes a brief analysis of the five methods. The results show that the performance of the recognition algorithm which can synthesize polarization characteristics is better than other methods.

In the third part, based on the polarization scattering matrix theory, the polarization decomposition theory of the target scatterer is first described. Based on Cloude decomposition theory in incoherent decomposition, four eigenvalues representing the scattering characteristics of the target are obtained, then according to the correlation between the four eigenvalues, the detection and recognition of sea surface targets are carried out. Correspondingly, in the use of eigenvalues, this part puts forward three detection methods and four identification methods, and analyzes the final results. The results show that the three detection methods can use the polarization characteristics to achieve better detection results. In the analysis of vector eigenvalues, the recognition method based on vector Cosine values is the best. At the same time, by comparing the detection results of the second and third parts, we get some conclusions about whether the target scatterer in radar line of sight should be regarded as a steady target or a time-varying target.

Keywords: radar polarimetry, polarization of the sea surface, target detection, target recognition

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 实测雷达数据介绍.....	3
1.4 论文的研究内容和安排.....	5
第 2 章 极化理论基础	7
2.1 引言.....	7
2.2 矢量电磁波与极化表征.....	7
2.2.1 极化椭圆.....	8
2.2.2 Jones 矢量表示法.....	10
2.2.3 Stokes 矢量表示法	11
2.3 散射体的极化描述.....	12
2.3.1 极化散射矩阵.....	12
2.3.2 典型散射体的极化散射矩阵.....	14
2.3.3 极化相干矩阵和极化协方差矩阵.....	16
2.4 本章小结.....	17
第 3 章 基于极化散射矩阵的目标检测与识别	18
3.1 引言.....	18
3.2 目标检测.....	18
3.2.1 极化不变量.....	19
3.2.2 基于极化不变量的目标检测.....	20
3.3 目标识别.....	27
3.3.1 聚类与目标识别方法.....	27
3.3.2 基于散射矩阵的目标识别.....	30
3.4 本章小结.....	33
第 4 章 基于极化分解的目标检测与识别	34
4.1 引言.....	34
4.2 极化目标分解理论.....	34
4.2.1 Pauli 分解.....	35
4.2.2 Cloude 分解	36
4.3 目标检测.....	38
4.4 目标识别.....	43
4.5 本章小结.....	45
结论.....	47

参考文献.....	49
-----------	----

第 1 章 绪 论

1.1 研究背景及意义

人类社会一直处于不断发展的状态，想要发展迅速不落于人，便离不开物产资源的迅猛损耗。到目前为止，大部分陆地资源基本已经被瓜分殆尽，长此以往，在未来的某一天，陆地资源会耗尽最后一滴石油、最后一滴鲜血。但是人类在从重度依靠自然资源到转型为依靠新型能源的过程还在继续，没有哪个国家可以离开自然物产资源。虽然现在不少强盛国家包括我国已经能够运用核能来提供电力，但是技术始终无法达到高枕无忧的地步，毕竟核能一旦泄露，后果将无法想象。现在，单单凭借陆地能源寅吃卯粮，无法支撑起人类现在的梦想追求。

地球三分陆地，七分海洋。相比之下，海洋所能为人类社会提供的生态系统生产总值远远不是陆地所能比拟的。除此之外，更加需要注意的是，一直以来，人们对海洋信息的探测仅仅只是“惊鸿一瞥”，除了渔业与海运，大部分真正影响国计民生的矿产能源都还没有揭开幕布。所以，为了能够保持当今社会的发展态势，对海洋的开发探测刻不容缓。

我国作为世界上的海洋大国，坐拥四大领海。渤海、黄海、东海、南海四大海域内物产资源丰富，是保障我国未来发展进步的定海神针。但是也正因如此，如何守护好从古至今便属于我们中国的“海洋家产”，是我们当今的首要任务。正是意识到了海洋的战略地位，我国从未停止增强海防实力的脚步，从 2012 年 001 号航空母舰“辽宁舰”的下海服役，到 2019 年我国第一艘国产航空母舰“山东舰”的交付，再到 2021 年我国首艘 075 型两栖攻击舰“海南舰”的问世，我国的海防实力已经走在世界前列，对海域的探测面积也在不断扩大。我国不仅是海洋大国，而且拥有着成为海洋强国的实力底蕴，但是这都离不开对海洋的遥感与监测。雷达自二战期间被发明以来，就在世界舞台上占据了极其重要而特殊的地位。雷达就像是一双千里眼，在雷达的视线范围内，大部分目标都难以遁形。在经过近 90 年的发展，现在的雷达技术已经颇为成熟，并且根据不同的应用用途，发明了多种专业性强的雷达种类，同时，雷达设施也逐渐从原来的庞大臃肿，逐步完成小型化，并成功实现舰船搭载和飞机搭载。

雷达在工作中，相比于各种器件器材引发的物理误差，最主要的问题是需要规避掉来自噪声的干扰。与信息传输不同，雷达的噪声受环境影响颇为显著，

不仅受到地形地势的影响,还对气候变换十分敏感。那么对于海面上瞬息万变的海态来说,海面杂波受到海浪和海风的影响,处于时刻变换的状态。一般来说,通常将来自海面的杂波干扰称作海杂波。海杂波对雷达信号的干扰一般是十分致命的,与通信噪声中常用的高斯白噪声等不同,在时间上来说海杂波本身是一个时变量,具有非平稳性^[1],也就是说,如果想要消除海杂波对我们所需信号的影响,就需要对海杂波进行长时间的观测与监视。在空间上来说,更是具有非常明显的非均匀性,在不同位置处的海域中对相同目标进行雷达探测,通常结果表现出来的差异性也会比较大。

在对海探测领域,相比于其它发达海洋国家,我国在这方面的的发展历史较短,各种技术手段与配套设施还是差于他人。所以我国还需要前仆后继地为海面目标探测领域投入大量的人力物力资源,不断增强我国的对海探测技术,以期跟上当今世界海洋时代的脚步。

1.2 国内外研究现状

在科研学术工作中,对于电磁波的幅度、相位以及频率信息的研究十分广泛,被大量应用于雷达探测与信息传输等过程中。但是在海面探测领域,极化作为除此之外的第四个电磁波的本征属性,有着非常大的舞台发挥空间。不同国家的科研人员都不约而同地意识到了海面目标探测技术以及极化理论的重要性,纷纷参与到相关的研发工作中来。

在对海杂波与海上目标散射特性的研究中,Ruoqi Zhao 和 Xiaojian Xu 提出一种改进的极化分解方法,将复杂目标分解为 4 个分量,利用复指数模型来提取散射体的每个散射中心的频散特征^[2];Shi Longfei 提出了一种新型动态目标散射特性测量系统,该系统具有良好的自动搜索和跟踪目标的能力,能够得到较为准确的动态散射特性^[3];Jing Wang 将全极化信息与绕射模型进行了几何理论方面的结合,建立了一种新的全极化模型,以准确表述散射目标的高频散射特性^[4];在非零均值的复高斯分布假设下,有人考虑了用杂波下的全极化电磁波照射确定极化散射体,来得到极化率的综合统计信息^[5];对于降雨环境条件下的极化波传播效应,Fang Liu 和 Ming Lyn 使用简单极化方式,首先简单推导了雨雪环境下的目标散射体的散射矩阵模型,并进一步推导了不同正交矢量极化基下的散射矩阵反演方程^[6];在前向散射研究上,也有学者实测了在各种受控条件下波剖面的测量,并观测到了正常海面上类似的劳埃德镜旋转效应和沟道效应^[7]。

了解和掌握海面杂波与目标散射体等的散射特性对于分析海面雷达回波

至关重要，这为海面目标的检测提供了很多不同角度的方法。在上述基础上，陈世超等人通过提取目标散射体回波信号中的 5 种极化特征，针对目标和杂波的极化联合特征可分性进行目标检测，得到了良好的目标检测结果^[8]；有研究团队提出一种全极化系统下的多特征融合目标检测算法，该算法提取了在时域与多普勒域下的 6 个特征，利用主成分分析原理下的异常检测方法对目标成功实现了检测^[9]；Yanmei Zhang 团队^[10]和 Yixin Zhang^[11]等人均针对弱目标下的海面目标检测难题，分别设计了不同的检测方法，取得较好的检测效果；Shuwen Xu 研究团队提出了三维特征极化检测器的方法来对海面小浮目标进行检测，取得了较好的效果^[12]；同时还有学者提出基于支持向量机的新检测方法^[13]等。

除了目标检测之外，在目标识别领域，也有非常多具有价值意义的研究结论。有学者针对三面角散射体与舰船的散射区别，采用支持向量机作为分类器，进行了船与反射器的识别^[14]；Xi Li 等人利用雷达目标回波进行了舰船与箔条的区分^[15]；还有学者利用散射回波信息对坦克进行识别^[16]以及模拟导弹圆锥模型进行识别测试^[17]，结论表明，对于极化特征差异较大的不同目标，在极化方法下的识别效果较其它方法更好。

另外，一种基于分形理论的粗糙海面散射研究逐渐被发展起来^[18]。与传统的极化散射分析方法不同，该理论从海面的分形维数出发，认为在满足一定条件下，信号的分形维数与海面的分形维数有着线性关联，而海面目标的存在会影响着海面的分形维数参数，这样，便可以通过分析海面回波中信号的分形特征来达到对海面目标探测和监视的目的。

应用极化特征进行海面目标检测与识别的研究在不断深入，但大多数都离不开目标散射体极化特征的提取以及目标的极化分解，如何选取合适的极化特征以及如何进行目标的极化分解是解决目标检测与识别的重要关键。本文在上述的研究基础上，提出了新的检测与识别算法，并进行了实验的验证。

1.3 实测雷达数据介绍

在 1993 年，有学者团队在加拿大新斯科舍省达特茅斯录制了大量的高分辨雷达测量数据，为全世界的科研工作者们提供了实测全极化数据，所使用的设备是加拿大麦克马斯特（McMaster）的 IPIX 雷达。目前基于这些数据，使得没有实测数据所支撑的很多新型算法得以问世，并不断推动着极化目标检测研究前进的脚步。表 1-1 是雷达的主要参数。表 1-2 则是本文所使用数据的详尽数据资料表。

表 1-1 IPIX 雷达主要参数

雷达型号	IPIX
天线高度	30 m
雷达发射频率 RF	9.39 GHz
中频 IF	150 MHz
极化方式	HH/HV/VH/VV
脉冲宽度	200 ns
天线增益	45.7 dB
波束宽度	0.9 deg
距离单元	14

表 1-2 IPIX 雷达实测海杂波数据表

No.	Wave		Wind		Primary	Secondary
	H_M	H_S	W_D	W_S		
#1	3.02	2.01	300	09	9	8:11
#2	3.02	2.01	300	09	9	8:11
#3	3.02	2.01	300	09	8	7:9
#4	1.54	0.98	210	09	7	6:8
#5	1.54	0.98	210	09	7	6:8
#6	1.30	0.89	210	19	7	6:8
#7	1.30	0.89	210	19	7	6:9
#8	1.28	0.88	200	09	7	5:8
#9	0.94	0.63	300	19	8	7:10
#10	2.9	1.69	220	07	8	7:10
#11	1.63	1.03	000	00	10	8:12
#12	1.35	0.91	310	33	7	6:9
#13	1.35	0.91	310	33	7	6:9
#14	1.35	0.91	310	21	7	6:9

本课题采用了其官方网站上的 14 个典型数据集，用于完成目标检测与识别任务。对于这 14 个数据集来说，每个数据集都是 $2 \times 4 \times 14 \times 131072$ 的数据库。其中，2 代表着 I 、 Q 两个通道的分量，作为全极化雷达，4 代表着 4 个极化通道，同时，该雷达所录取的数据都处于雷达最佳工作距离范围内，并将该范围分为 14 个区间，每一个区间保存着对应的时序信号，也就是 131072 个复数

据。其中, No. 代表着数据档案的自定义序列号, H_M 为所测数据时期的最大海浪高度 (m), H_s 为所测数据时期的平均海浪高度 (m), W_D 表示录制数据时的最大风力方向, 相对应的, W_s 则代表着当时的最大风速 (km/h)。由于 IPIX 雷达数据主要是为了分析海面目标散射, 所以在 14 个距离区间中, 有一个区间存在着散射体目标, 该目标存在多种种类, 具体以 IPIX 雷达官方数据与日志为准, 但可以确定的是, 每一个数据集必定有一个主要目标单元, 该单元内放置着我们所关心的目标散射体, 在这里, 使用 “Primary” 表示。其次, 除了主目标单元外, 在主目标周围的距离区间, 也可能会受到主目标区间目标散射体的影响, 从而出现目标散射体的散射特征, 而这些特征, 通常也会干扰着各种检测识别算法的准确度, 在表中, 使用 “Secondary” 来表示, 在后续的内容中, 将其称作 “次目标” 距离单元。

1.4 论文的研究内容和安排

本文首先简单阐述了目前研究所使用的极化基础理论, 包括对电磁波极化的几种表述方式, 以及对目标散射体的极化描述; 基于这些理论基础, 结合上述 IPIX 雷达的数据, 进行了以极化散射矩阵为基础以及基于极化分解理论的目标检测与识别工作。具体工作安排如下:

第 1 章绪论部分, 从整个课题的宏观角度, 来分析研究的背景以及意义, 之后, 又从微观的角度具体论述了当前国内外在极化目标检测与识别领域的研究现状, 并说明了以下具体研究将会使用的实测数据, 然后较为简单地阐说了本文主要研究内容的全局安排。

第 2 章是本文的理论基础, 正是基于第 2 章的理论原理, 才会有本文后续的所有研究方法 with 结论。在这一章, 首先了解了极化电磁波的分类, 然后熟悉了极化电磁波的几种表征方法, 一般而言, 通常认为电磁波的散射过程是一个线性过程, 所以基于这些表征方法, 论述了对极化目标散射体的极化描述方式, 为下面两章打下理论基础。

第 3 章重点分析了散射体的极化散射矩阵, 本章首先在极化的理论基础之上, 根据极化散射矩阵提炼了五个极化不变量, 之后联合经典 MUSIC 算法的原理, 设计了一种新的目标检测算法, 并结合 IPIX 雷达实测数据进行了实测数据的目标检测实验, 得到了相对应的检测结论。之后结合计算机新领域中聚类分类思想, 论述了基于矩阵距离原理的五种目标识别方法, 并进行实验得到识别结果。同时, 本章将会提出两种方法指标, 来对比评估各种检测方法之间的性能。

第 4 章将在第 2、3 章内容的基础上，阐述目标的极化分解理论。并根据理论原理，结合部分数学原理方法，提出新的目标检测与识别算法。在这一章中，将会利用目标信号分解所得到的 4 个特征值，来表征目标自身整体，之后利用各特征值之间的相关关系来达到海面目标检测的目的。考虑到各特征值之间的相关联系，可以将 4 个特征值组合为一个 4 维矢量，根据矢量之间的距离关系来进行目标的识别。相对应的，本章也将会提出两个方法指标，来对比评估不同检测方法之间的性能。

最后部分是对本文研究内容的一个简单地总结与展望。其内容包括本课题的主要研究方法与研究结论，以及在研究过程中所存在的部分细节问题，并且在最后对该课题方向进行了展望。

第 2 章 极化理论基础

2.1 引言

本章的主要内容分为三个部分。首先，从电磁波的极化表征开始，从几何方面的论述，逐渐延伸到基于矢量的表示。矢量表示方法也从 2 维的直接表述法，逐渐深入到能够表示随机量的 4 维统计表述法。之后，从电磁波的极化描述深入到对目标散射体的表征。在这一部分，离不开认为散射过程是一个线性过程的整体理论基础，以此引入了极化散射矩阵来记录极化电磁波在散射体处发生散射的整个信号变换过程，并罗列了几种基础的典型简易散射体的极化散射矩阵，最后引申到能分析时变散射体的极化相干矩阵和极化协方差矩阵这两个统计矩阵。

2.2 矢量电磁波与极化表征

在科研学术工作中，对于电磁波的幅度、相位以及频率信息的研究十分广泛，其被大量应用于雷达探测与信息传输等过程中。但由于电磁波是矢量波，各类矢量波都包含有另一个共有的属性——极化。例如，电影院中的 3D 眼镜、生物材料科学研究中的偏振显微镜、雷达电磁波中的极化抗干扰等等，均应用到了电磁波的极化特性。对于各类矢量波来说，空间中某个定点所测得的矢量波随时间改变的性质使用场矢量定量描述，称为极化。

在雷达遥感中，电磁极化波一般可以分为三类^[19]：

（1）完全极化波（Completely Polarized Wave）：

即可以用频率与相位等均为常数且矢量场完全确定的波函数来简单完整地表示的一个单色电磁波，同时该波没有噪声分量。因而将雷达发射机所发射的极化电磁波看作完全极化波有利于进行研究分析（实际上雷达发射波依然存在一定的波长展宽，因此只能是准单色的）。

（2）部分极化波（Partially Polarized Wave）：

如果在完全极化波中添加随机量，同时也不忽略噪声带来的影响，那么此时的极化波便不再维持单色这样便于分析的效果。此时完全极化波退化为部分极化波，通常而言，在部分极化波中，波的频率和相位等都是时变量。就像自然界中存在的光线一样，通常认为天然的光线都存在光谱展宽，具有所对应的随机性。一般来说，在实际的科研工作中，普遍认为雷达系统中的

接收波是此波类型。

(3) 非极化波 (Unpolarized Wave):

如果在部分极化波中,随机分量的能量占比远远大于其中单色极化波的能量占比,或者说其中已经完全不再包含确定分量,那么此时的信号中各分量之间满足独立性,互无关联,便是非极化波。

2.2.1 极化椭圆

假设一个传播的电磁波,沿着传播方向来观察电场强度的变化,会发现其在以一定的规律作简谐运动,可以是一条方向各异的直线,可以是一个规则的圆圈,但大部分还是一个参数随机的椭圆形态。极化描述的就是矢量波的这种状态。对于直线,便简单称之为线极化,同时线极化也可以根据直线的方向与所规定的坐标系之间的相关关系,细分为水平线极化、垂直线极化或是其它线极化;对于规则圆圈,便称之为圆极化,但是圆极化又有不同,根据不同的旋转方向,可以细分为左旋与右旋圆极化;椭圆则是所有极化的一般形式,上述两种极化方式都只是椭圆极化的参数满足一些特殊边界条件下的特定形式。通常架设的全极化雷达基站,都会采用线极化、圆极化或是两种极化结合的方式,其实在这里,从椭圆极化的连续领域来看,圆极化和线极化都仅仅只是其中的两个特殊点。

在全极化雷达系统中,通常架设线性正交的两副天线来进行雷达极化电磁波的发射和接收。在三维直角坐标系中,此时设定一个沿着+Z方向波动的单色电磁波,其电场在x-y平面内可由两个正交分量:x方向分量 E_x 和y方向分量 E_y 组成:

$$E(z) = E_x(z)e_x + E_y(z)e_y \quad (2-1)$$

其中 $E_x(z) = E_x e^{jkz} = E_{x_0} e^{jkz} e^{j\phi_x} e_x$, $E_y(z) = E_y e^{jkz} = E_{y_0} e^{jkz} e^{j\phi_y} e_y$; e_x , e_y 分别表示x, y方向的归一化正交矢量基; E_{x_0} 和 ϕ_x 表示沿着+x方向电场分量的幅值与相位值; E_{y_0} 和 ϕ_y 表示沿着+y方向电场分量的幅值与相位值; k 为波数。 $E_x(z)$ 和 $E_y(z)$ 的瞬态表达式分别为:

$$\begin{aligned} E_x(z, t) &= R(E_x(z)e^{j\omega t}) = E_{x_0} \cos(\omega t - kz + \phi_x) \\ E_y(z, t) &= R(E_y(z)e^{j\omega t}) = E_{y_0} \cos(\omega t - kz + \phi_y) \end{aligned} \quad (2-2)$$

通常 $E_{x_0} \neq 0$, $E_{y_0} \neq 0$ 。记 $\phi = \phi_y - \phi_x$, 因此式(2-2)可转化为:

$$\begin{aligned} E_x(z, t) &= E_{x_0} \cos(\omega t - kz) \\ E_y(z, t) &= E_{y_0} \cos(\omega t - kz + \phi) \end{aligned} \quad (2-3)$$

此时，若利用式(2-3)来消去 $(\omega t - kz)$ 项，整理后可得：

$$\frac{E_x(z, t)}{E_{x_0}} \cos \phi - \frac{E_y(z, t)}{E_{y_0}} = \sin(\omega t - kz) \sin \phi \quad (2-4)$$

$$\sin(\omega t - kz) = \sqrt{1 - \left(\frac{E_x(z, t)}{E_{x_0}} \right)^2} \quad (2-5)$$

将式(2-5)代入式(2-4)，可得：

$$\left(\frac{E_x(z, t)}{E_{x_0}} \right)^2 + \left(\frac{E_y(z, t)}{E_{y_0}} \right)^2 - 2 \left(\frac{E_x(z, t) E_y(z, t)}{E_{x_0} E_{y_0}} \right) \cos \phi = \sin^2 \phi \quad (2-6)$$

式(2-6)便是通常意义下极化电磁波的椭圆方程表达式。依式(2-6)可知，沿着 +Z 轴的方向来看，方程式所描述的点迹不断以一定的规律作简谐运动，这与电磁波的极化方式相吻合。而不同的极化方式便对应着式中各种参数的不同组合。对于椭圆轨迹，便存在着旋向问题。目前学术界普遍认可的定义为：沿着 +Z 轴的方向来看，如果椭圆中的点迹朝着顺时针方向旋转，便称之为右旋圆；否则称之为左旋圆极化。图 2-1 所示为一个直角坐标系下的标准极化椭圆图。

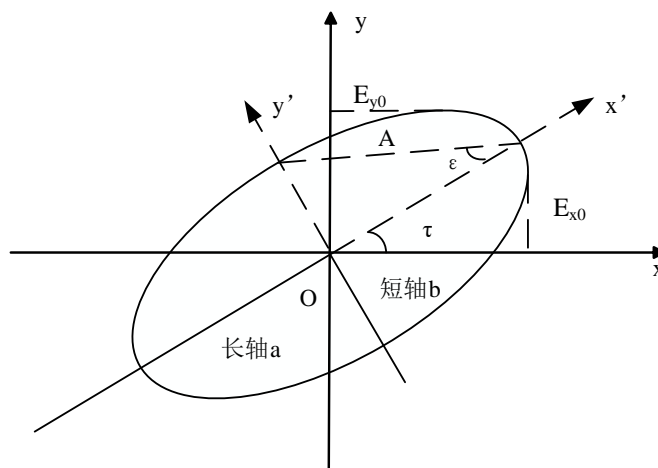


图 2-1 极化椭圆

从图 2-1 中可知，若想表征一个任意的椭圆，还可以在式(2-6)的基础上，确定几个椭圆参数的取值。在图中， τ 表示椭圆对 x 坐标轴的倾斜角，称之为

椭圆倾斜角； ε 表示椭圆的宽扁程度，称之为椭圆率角； A 表示椭圆的实际大小，称之为椭圆尺寸。其中， τ 为图中 $+x'$ 轴与 $+x$ 轴两轴之间的夹角； ε 为图中 A 所在的斜边与椭圆 $+x'$ 轴之间的夹角。 τ 的定义范围为 $\tau \in [-\pi/2, \pi/2]$ ， ε 的定义范围为 $\varepsilon \in [-\pi/4, \pi/4]$ 。在实际的工程应用中，规定对左旋圆极化， ε 为正值，反之为负值。 A 定义为极化椭圆长半轴与短半轴所构成直角三角形的斜边长，即 $A = \sqrt{E_{x_0}^2 + E_{y_0}^2}$ ， A 的取值实际上就代表着极化波所载的功率密度。

虽然椭圆可以使用上述三个参数来唯一表示，但是如果满足一定的情况，便可以将椭圆的表示问题进行简化。比如当椭圆的长轴与短轴长度相等（ $E_{x_0} = E_{y_0}$ ）且两个正交分量的相位满足 $\phi_y - \phi_x = \pm\pi/2$ 时，此时的椭圆倾斜角 τ 便是一个固定的 45° 值，同时椭圆率角 ε 也不再含有意义，这时椭圆极化也就成为了特例极化的圆极化方式。特别的，当 $\phi_y - \phi_x = \pi/2$ 时，此时为左旋圆极化；当 $\phi_y - \phi_x = -\pi/2$ 时，此时为右旋圆极化；当 $\phi_y - \phi_x = 0$ 时，为线极化。

2.2.2 Jones 矢量表示法

由式(2-1)所知，对于任意一个完全极化波，可将坡印廷矢量中的电场分量 \mathbf{E} 分解为两个具有垂直相关关系的极化基 e_x 和 e_y 下 E_x 、 E_y 两个分量之和，因而可将电场矢量 \mathbf{E} 重新写为如下矢量形式：

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} E_x \\ E_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{x_0} \exp(j\phi_x) \\ E_{y_0} \exp(j\phi_y) \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

其中， E_{x_0} 和 E_{y_0} 代表幅度， ϕ_x 和 ϕ_y 代表绝对相位。上述式(2-7)中的复电场矢量称为波的“Jones 矢量”，这种电场矢量表示法称为 Jones 矢量表示法。在实际研究过程中，我们一般对两个分量的绝对取值不感兴趣，而只考虑两者之间的相对关系，所以在更改式(2-7)中的相位因子后，可以得到改写后归一化的 Jones 矢量：

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} E_x \\ E_y e^{i\phi} \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

其中， $\phi = \phi_y - \phi_x$ ，表示两个分量的相位差。

从式(2-8)可以看出，电场矢量 \mathbf{E} 可以由确定的参数进行描述，而不包含随机分量，也就是说，Jones 矢量只能用于表示完全极化波，而对于实际工程中雷达接收信号的部分极化波无法进行准确表示。

2.2.3 Stokes 矢量表示法

为了能够将极化理论应用到实际,那么单凭完全极化波是远远不够的,实际的部分极化电磁波最首先便是包含不确定分量,要想对部分极化波进行描述与表征,就需要应用数理统计的方法来分析电磁信号。1852年,一位名叫 George Stokes 的科研工作者将极化矢量表示法从 2 维矢量引申到 4 维,这 4 个矢量元素比 Jones 矢量元素能够表达更多的极化信息,称为 Stokes 参数,从而引进了新的可以描述部分极化波的 Stokes 表示法^[20]。这里,记电场的 Jones 矢量为 \mathbf{E} ,并选取(H,V)极化基,则可将一个垂直极化基方向传播的部分极化波表示为:

$$\mathbf{E}(t) = \begin{bmatrix} E_H(t) \\ E_V(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_H(t)e^{j[\omega t + \varphi_H(t) - kz]} \\ a_V(t)e^{j[\omega t + \varphi_V(t) - kz]} \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

其中, $a_H(t)$ 和 $a_V(t)$ 分别表示振幅值, $\varphi_H(t)$ 和 $\varphi_V(t)$ 分别表示相位值。

基于式(2-9),定义相干矩阵:

$$\mathbf{C} = \langle \mathbf{E}(t)\mathbf{E}(t)^H \rangle = \begin{bmatrix} C_{HH} & C_{HV} \\ C_{VH} & C_{VV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle a_H(t)^2 \rangle & \langle a_H(t)a_V(t)e^{j\varphi(t)} \rangle \\ \langle a_H(t)a_V(t)e^{-j\varphi(t)} \rangle & \langle a_V(t)^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

其中,“H”表示共轭转置, $\varphi(t) = \varphi_V(t) - \varphi_H(t)$ 为相位差, $\langle \cdot \rangle$ 为统计平均。这样,定义相干因子:

$$\mu = \frac{C_{HV}}{\sqrt{C_{HH}C_{VV}}} \quad (2-11)$$

$|\mu| \in [0,1]$ 。分析 μ 可知, $|\mu|$ 值越大,两个分量相关性越强,反之则弱。如果两个分量之间存在着确定的相关关系,则 $|\mu|=1$,表示完全极化波;若两个分量都是随机分量,且相互独立,则 $|\mu|=0$;当 $0 < |\mu| < 1$ 时,就表明两个分量之间不完全相干,也就是部分极化波。

由式(2-9)和式(2-10),可以得到以下参数:

$$\begin{cases} g_0 = \langle |E_H(t)|^2 \rangle + \langle |E_V(t)|^2 \rangle = \langle a_H(t)^2 \rangle + \langle a_V(t)^2 \rangle \\ g_1 = \langle |E_H(t)|^2 \rangle - \langle |E_V(t)|^2 \rangle = \langle a_H(t)^2 \rangle - \langle a_V(t)^2 \rangle \\ g_2 = 2\text{Re}\langle E_H(t)E_V^*(t) \rangle = 2\langle a_H(t)a_V(t)\cos\varphi(t) \rangle \\ g_3 = -2\text{Im}\langle E_H(t)E_V^*(t) \rangle = 2\langle a_H(t)a_V(t)\sin\varphi(t) \rangle \end{cases} \quad (2-12)$$

其中, g_0 正比于波的总振幅; g_1 表示幅度差, 根据该电磁波是水平极化强、垂直极化强还是两者幅度值相等, 分别得到正值、负值或者零; g_2 表示线极化程度; g_3 为圆极化程度, 左旋极化强为 “+”、右旋极化强为 “-”、相等为 0。

这种由 4 个 Stokes 参数描述的表述法称为 Stokes 表示法, 它可以适用于表征完全极化波, 也可以适用于表征部分极化波。

表 2-1 是几种简单的具有代表性意义的极化 Jones 矢量和 Stokes 矢量^[21]。

表 2-1 几种典型极化状态的 Jones 矢量与 Stokes 矢量

极化状态	归一化 Jones 矢量	归一化 Stokes 矢量
水平极化 (H)	$e_H = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$	$g_H = [1 \ 1 \ 0 \ 0]^T$
垂直极化 (V)	$e_V = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$	$g_V = [1 \ -1 \ 0 \ 0]^T$
左旋圆极化	$e_L = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$	$g_L = [1 \ 0 \ 0 \ 1]^T$
右旋圆极化	$e_R = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$	$g_R = [1 \ 0 \ 0 \ -1]^T$

2.3 散射体的极化描述

2.3.1 极化散射矩阵

为了解析散射体目标的散射特性, 早期通常利用 RCS 来解析不同目标散射体。但基于该特征量的分析所得到的结果其实非常模糊。并且 RCS 只是一个标量, 这就意味着其表征目标的能力有限。实际上, RCS 只能大致分析目标在特定角度下的信息, 一旦目标在不同散射方位角度下的散射截面面积差异较大, 则接收电磁回波的幅度也会相差较大; 同时, 对于回波幅度差异不大的不同目标, RCS 也无法做到较好的区分。换言之, RCS 对目标回波信息的利用十分片面。基于其独有的分析目标能力, 极化作为新的目标散射体研究手段, 在表征目标的研究领域有着日渐增长的重要性。

通常来说, 在实际科学研究中一般认为电磁波的散射过程是一个线性过程。在这个约束条件下, 可以将对目标散射体直接进行描述的问题转换为对雷达所发射的电磁入射波与电磁波在散射体处发生散射后返回雷达接收机中的散射波之间的相对关系进行分析的问题。也就是说, 在整个散射过程中, 散射目标起着极化状态改变器的作用, 这类似于黑盒子原理。

为了对这个变极化过程进行描述,学者 George Sinclair 提出采用一个矩阵来记录整个极化变换过程^[22]。在这之后,该矩阵便被称作极化散射矩阵,并被广泛应用于各种极化散射目标的研究,同时,在后续的研究中,极化散射矩阵也被称作 Sinclair 散射矩阵。

从上可知,散射矩阵其实从本质来说就是一个记录矩阵,矩阵中记录着雷达入射波的极化状态在经过目标散射体散射后转换为散射波时的幅度相位变换信息,并用这些信息来表征一个目标或是一群多目标的特征^[23]。下面简单描述散射过程的数学模型。

同样采用(H,V)极化基,当目标散射体被雷达入射波照射时,首先可将该入射波表示为:

$$\mathbf{E}^t = E_H^t \mathbf{e}_H + E_V^t \mathbf{e}_V \quad (2-13)$$

虽然雷达信号在发射时普遍是呈球面波传播,但是在远场的条件下,入射波在到达散射体时,此时已经可以近似为平面波,同理,在发生散射后,雷达接收机接收信号也通常认为是平面波,这种假设对信号准确度的影响微乎其微,但是能够简化模型分析的过程。同时由于电磁散射是一个线性变极化过程,所以接收场矢量可以表示如下:

$$\mathbf{E}^r = \begin{bmatrix} E_H^r \\ E_V^r \end{bmatrix} = [\mathbf{S}] \mathbf{E}^t = \frac{e^{ik_0 r}}{R} \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_H^t \\ E_V^t \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

其中,上标 t 表示发射波波动传播到散射体处时的入射波;二维复矩阵 \mathbf{S} 便是极化散射矩阵,在矩阵 \mathbf{S} 中, S_{HH} 和 S_{VV} 由于收发极化状态相同,故被称为同极化分量, S_{HV} 和 S_{VH} 称为交叉极化分量;上标 r 表示雷达接收机所接收到的在散射体处散射后的电磁波; R 为目标散射点与雷达接收基站之间的信号传播距离; k_0 为电磁波的波数^[24]。

与 RCS 对散射体的表征相比,极化散射矩阵不但与目标的大小尺寸息息相关,还能表征其它诸如形状、结构、材料等结构要素,并且还与雷达工作频率、雷达发射接收系统与散射目标之间的相对角度和位置关系等物理观测几何条件有关。对于单基地系统,满足关系式 $S_{HV} = S_{VH}$ 。因此,在满足该关系式的条件下,使用后向散射坐标系(将发生散射后的散射波看成发射波,而将雷达接收机接收到的远距离传播而来的散射波看成是接收波,这样的散射过程称为后向散射,基于该过程而建立的分析问题的坐标系称为后向散射坐标系),再取两个分量的相对相位值,则上述矩阵 \mathbf{S} 只存在有 5 个独立的变量(3 个相互独立的幅度分量和 2 个相对独立的相位分量)。

2.3.2 典型散射体的极化散射矩阵

无论多复杂的散射目标,在实际工程应用分析中都可以将复杂问题逐步划分为几个易于表示和分析的简单问题的组合。这样,对于几种简单的典型散射体的散射矩阵的分析便显得尤为重要^[25]。

(1) 规则散射球体:

对于一个形状规则、材料均匀的散射球体来说,它可以很好地反射同极化分量,同时根据球的对称性,对于正交的两个同极化分量,散射效应相同。对于交叉极化分量,取决于电磁极化波本身的极化状态,其中,当采用线极化分析时,此时由于散射波基本与入射波都是同极化形式,交叉极化分量基本无法被接收到;但当采用圆极化分析时,由于圆极化波可以分解为两个正交线极化的组合形式,所以两个分量同时被反射,但是在反射时存在半波损,入射波与散射波存在相位变化,这样,由左右旋圆极化的定义,相位的变化导致两个信号波的旋向发生变化,从而使交叉极化分量的接收功率增大。式(2-15)给出了球散射体的散射矩阵。

$$\mathbf{S} = \frac{a}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

其中, a 为球的半径。

(2) 规则细棒:

对于一个形状规则、材料均匀的散射细棒来说,若将其放置在与电磁极化波传播方向垂直的平面内,显然,只有当入射波在平行于该细棒的极化波才能得到完整地散射,也就是说,散射波的极化状态取决于分解在该细棒方向的线极化分量的大小。当入射波的极化状态完全与细棒平行时,此时的散射波达到最大值;当入射波的极化状态完全垂直于细棒时,此时散射波的值最小。式(2-16)给出了细棒散射体的散射矩阵。

$$\mathbf{S} = \frac{k^2 \cdot l^3}{3 \cdot [\ln(4l/a) - 1]} \begin{bmatrix} \cos^2 \alpha & \sin \alpha \cos \alpha \\ \sin \alpha \cos \alpha & \sin^2 \alpha \end{bmatrix} \quad (2-16)$$

其中, l 为细棒的长度; a 为细棒的直径,且 l 和 a 需要满足关系 $\lambda \gg l, l \gg a$, λ 为电磁极化波的波长; k 为波数, $k = 2\pi/\lambda$; α 为细棒与散射坐标系中正向水平轴线之间的夹角值。

(3) 二面直角散射体:

如图 2 所示,对于一个材料均匀的二面直角散射体,通常来说,认为入射波在散射体的两个平面上各散射一次,这样,根据几何分析可知,最终散射后

的散射波与入射波之间反向平行。式(2-17)给出了二面直角散射体的散射矩阵。

$$\mathbf{S} = \frac{kab}{\pi} \begin{bmatrix} -\cos 2\alpha & \sin 2\alpha \\ \sin 2\alpha & \cos 2\alpha \end{bmatrix} \quad (2-17)$$

其中, a , b 是散射体的大小参数; k 为波数; α 为散射体与入射波之间的相对偏转角度。

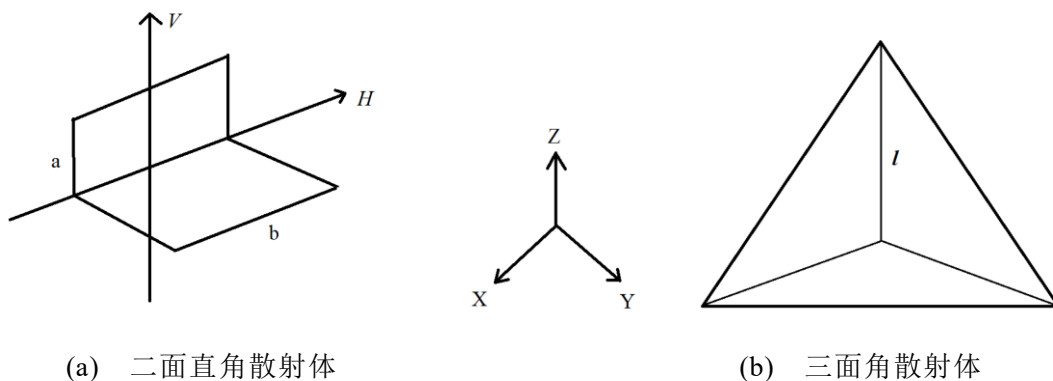


图 2-2 二面直角散射体与三面角散射体

(4) 三面角散射体

如图 2 所示,与二面角散射体相类似,对于一个材料均匀的三面角散射体,通常来说,认为入射波在散射体上散射三次。式(2-18)给出了三面角散射体的散射矩阵。

$$\mathbf{S} = \frac{kl^2}{\sqrt{12}\pi} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-18)$$

其中, l 为散射体大小参数; k 为波数。

在散射体目标的分析领域,通常将复杂散射体的回波信息分解为多个较为简单的、具有代表性意义的典型目标之和。上述对几种典型散射体的分析有助于后续将要目标进行极化分解的理论打下良好的基础。

(5) 螺旋体

在复杂的散射体目标中,经常能够碰见散射体存在螺旋式样的组成部分,特别是在飞机中应用较多。这种结构有很低的风力阻尼,能有效减少飞行时的风力阻力,有利于飞机提高飞行速度以及减少能耗。但是对雷达来说,这种结构很容易将线极化的电磁信号分散开来,从而减少 RCS 值。但是在圆极化电磁信号中,该散射体反而能得到较好的散射信号,供接收机得到更大功率的接收信号。与圆极化波类似,螺旋体也可分为左旋与右旋两种散射结构,针对这两种结构,便存在两种不同的散射矩阵,如下式所示:

$$\mathbf{S}_{left} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -1 & i \\ i & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S}_{right} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -1 & -i \\ -i & 1 \end{bmatrix} \quad (2-19)$$

式中, \mathbf{S}_{left} 代表左旋散射体, \mathbf{S}_{right} 代表右旋散射体。

从式(2-19)可知, 对于两种散射体来说, 显然当极化波旋向与本身一致时, 都能得到最大的回波响应, 而当极化波旋向与本身相反时, 螺旋散射体与来波之间可以类比于正交关系, 两者之间耦合性很小, 所以几乎无法得到回波响应。

2.3.3 极化相干矩阵和极化协方差矩阵

对于简单明确或是由确知目标组合而成的散射目标, 可以使用极化散射矩阵很好地进行表征。但是在工程应用中, 目标地散射特性是不确定的, 不同时刻所测得的同一目标的散射矩阵可能会存在一定的差异, 也就是说, 散射特性是一个时变量。这就需要我们用数理统计的理论对目标进行概括分析。这就涉及到了极化协方差矩阵与相干矩阵^[26]。

为了描述方便, 首先将 2×2 的矩阵展开成一个 4 维的矢量, 那么由于散射矩阵的特性可知, 该矢量是一个复矢量, 式(2-20)对该散射矢量进行了描述。

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{k} = V(\mathbf{S}) = [k_0 \quad k_1 \quad k_2 \quad k_3]^T \quad (2-20)$$

其中, $V(\cdot)$ 表示矢量化算子。

式(2-20)中, 复矢量的四个组成元素都是根据 \mathbf{S} 矩阵的复元素定义的, 一般来说, 常用的组合方式有 Lexicographic 基和 Pauli 基两种:

(1) 基于 Lexicographic 基的复散射矢量:

$$\mathbf{k}_{4L} = [S_{HH} \quad S_{HV} \quad S_{VH} \quad S_{VV}]^T \quad (2-21)$$

(2) 基于 Pauli 基的复散射矢量:

$$\mathbf{k}_{4P} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad S_{HV} + S_{VH} \quad i(S_{HV} - S_{VH})]^T \quad (2-22)$$

由于 $S_{HV} = S_{VH}$ 的关系存在, 上式(2-21)和式(2-22)中的 4 维矢量可分别蜕变为以下两个 3 维散射矢量:

$$\mathbf{k}_{3L} = [S_{HH} \quad \sqrt{2}S_{HV} \quad S_{VV}]^T \quad (2-23)$$

$$\mathbf{k}_{3P} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T \quad (2-24)$$

下式(2-25)是一种常用的统计随机量的方法:

$$\mathbf{T} = \langle \mathbf{k} * \mathbf{k}^H \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i k_i^H \quad (2-25)$$

其中, $\langle * \rangle$ 为对数据量进行统计平均; n 是统计过程中数据量的大小, 在这里显然 $n=3$ 。这样, 根据式(2-24)和(2-25)可得到相干矩阵 \mathbf{T} 为:

$$\begin{aligned} \mathbf{T} &= \mathbf{k}_{3P} * \mathbf{k}_{3P}^H \\ &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{HH} + S_{VV}|^2 & (S_{HH} + S_{VV})(S_{HH} - S_{VV})^* & 2(S_{HH} + S_{VV})S_{HV}^* \\ (S_{HH} - S_{VV})(S_{HH} + S_{VV})^* & |S_{HH} - S_{VV}|^2 & 2(S_{HH} - S_{VV})S_{HV}^* \\ 2S_{HV}(S_{HH} + S_{VV})^* & 2S_{HV}(S_{HH} - S_{VV})^* & 2|S_{HV}|^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2-26)$$

同样地, 根据式(2-23)和(2-25), 可得到极化协方差矩阵 \mathbf{C} :

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \langle \mathbf{k}_{3L} * \mathbf{k}_{3L}^H \rangle \\ &= \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH}S_{VV}^* \rangle \\ \sqrt{2}\langle S_{HV}S_{HH}^* \rangle & 2\langle |S_{HV}|^2 \rangle & \sqrt{2}\langle S_{HV}S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV}S_{HH}^* \rangle & \sqrt{2}\langle S_{VV}S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2-27)$$

2.4 本章小结

本章简单介绍了电磁波极化的相关理论知识。首先, 从电磁波的极化表征开始, 从几何方面的论述, 如极化椭圆方程的表示方法, 逐渐延伸到矢量的表示。矢量表示方法也从 2 维的直接表述法, 如 Jones 矢量表示法逐渐深入到能够表示随机量的 4 维的统计表述法, 如 Stokes 表示法。但是, 极化椭圆以及 2 维 Jones 矢量表示法都只能针对确知的完全极化波进行描述, 而在 Stokes 表示法中, 认为完全极化波只是部分极化波领域中的单独落点, 所以不仅能对完全极化波进行表示, 还能描述部分极化波。之后, 从电磁波的极化描述引申到对目标散射体的表征。在这一部分, 完整分析了散射的整个线性过程, 并且引入了极化散射矩阵来记录极化电磁波在散射体处发生散射的信号变换过程。同时陈列了几种典型散射体的极化散射矩阵, 包括: 规则散射球、规则细棒、二面直角散射体和三面角散射体。最后, 基于 Lexicographic 极化基和 Pauli 极化基延伸出了极化相干矩阵和极化协方差矩阵这两个能分析时变散射体的统计矩阵。这三种包含目标完整信息的矩阵可以视为目标在极化领域的映射, 在下面的研究中有广泛的应用。

第 3 章 基于极化散射矩阵的目标检测与识别

3.1 引言

极化散射矩阵作为描述极化散射目标的重要信息载体,在雷达极化领域有着广泛的应用。在掌握了极化的理论基础之上,本章主要探讨如何才能充分利用散射矩阵,来对海面目标进行目标检测与识别。

本章一共分为两个部分。首先第一部分主要论述了基于极化散射矩阵所提取的极化不变量,来进行目标与海杂波分辨的问题。相比于仅依靠不变量本身来说,采用联合阵列信号处理领域中最经典的 MUSIC 算法的算法原理,对海面目标进行目标区间的检测,并对比了与单一极化不变量下的目标检测方法的算法性能之间的能力差异。最后提出了衡量算法检测能力的主次目标区分度和目标海杂波区分度两个性能指标。第二部分主要论述了基于数据分析领域中的聚类思想,并结合极化散射矩阵与范数理论,对海面的不同目标进行目标识别。

3.2 目标检测

一般而言,在雷达信号数据的分析中,可以通过 RD 谱 (Range Doppler Spectrum) 来分析未知目标在距离维和多普勒维的分布情况。图 3-1 所示为 A、B 两个不同目标的 RD 谱图,两个目标均处于 7 距离门处。其中在 A 目标的 RD 谱图中,目标特征明显,容易分辨;而对于 B 目标的 RD 谱图来说,目标特征被海杂波淹没,从而无法分辨出目标。事实上,常用的 RD 谱图均忽略了

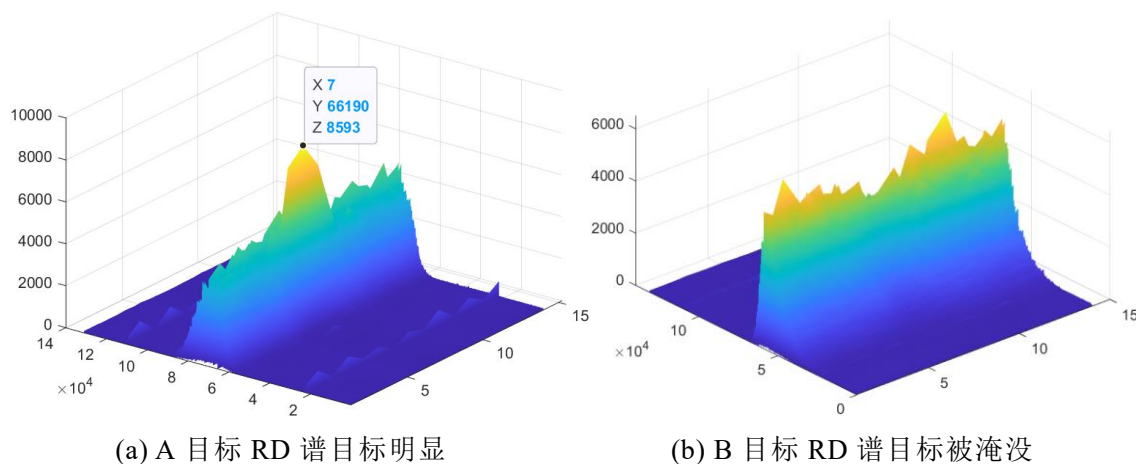


图 3-1 两个目标的 RD 谱图

回波信号的另一个特征——极化。对于极化雷达而言,通过解析目标的极化信

息，能够达到检测目标的目的。

3.2.1 极化不变量

极化与目标的几何外形直接相关，而目标的极化散射矩阵记录了目标自身完整的物理材料信息。如果能够在各个不同目标的极化散射矩阵中提炼出一个或者多个特征量，来分别针对目标的不同特征角度进行映射，如此便能达到目标的检测目的。

1965 年，Bickel 创新性地提出了采用几个不变特征量来代替目标地散射特性，这几个特征量被命名为极化不变量^[27]。由于这些特征量不受 Faraday 旋转效应（Faraday 旋转效应：由于电离层的各向异性，使得线性极化电磁波在穿过电离层时会分解为两个旋向相反、相速度不同的椭圆极化特征波，因此，随着在线极化电波在电离层中的传播，合成波的极化面会发生不断旋转^[28]。）或目标在垂直极化波传播方向内的旋转以及天线存在的某些难以消除的物理误差的影响，在目标识别领域有着非常好的效果^[29]。极化不变量基本上确立了目标的后向散射特性，其包括散射矩阵行列式的值、功率矩阵的迹、去极化系数、本征极化方向角和本征极化椭圆率，这五个特征量基本上是从极化散射过程中所得获取的最大目标信息。下面逐一介绍 5 个分量：

（1）行列式的值 Δ ：

$$\Delta = \det[\mathbf{S}] = S_{HH}S_{VV} - S_{HV}^2 \quad (3-1)$$

在目标与雷达视线之间的相对角度关系发生旋转变换时，根据天线的互易性原理，满足关系式 $S_{HV} = S_{VH}$ ，也就是说极化散射矩阵是对称的，此时矩阵行列式的值是一个定值。它粗略反映了目标的粗细或者“胖瘦”。对于长条线状形目标，以导电细棒散射体为例， $\Delta = 0$ ；对于各向同性目标，以规则导电球状散射体为例， $\Delta = a^2$ （ a 代表着散射体的尺寸，是一个常数）；对于具有对称性的目标散射体， $\Delta = S_{HH}S_{VV}$ 。

（2）功率矩阵的迹 P_1 ：

格雷夫斯（Graves）曾经定义功率散射矩阵为：

$$\mathbf{P} = \mathbf{S}^H \mathbf{S} \quad (3-2)$$

其中“ H ”代表共轭转置。

对于一个目标散射体来说，当目标对着雷达电磁波传播方向的面确定时，无论此时以雷达视线方向为轴怎样旋转目标，目标所散射的电磁波的总能量值是保持不变的。在 Bickel 的研究结论中，功率矩阵 \mathbf{P} 的迹 P_1 正好就是对应着散射体散射信号的功率值。这其实就是在极化领域内对 RCS 的充分利用，或者

说将 RCS 看成是对散射体进行分析的其中一个要素。与 RCS 相对应，大体上来说如果目标尺寸越大， P_1 的值就会越大，反之则越小。将式(3-2)展开后，其实所计算得到的 \mathbf{P} 矩阵的迹刚好是矩阵 \mathbf{S} 各个元素的模平方和：

$$P_1 = |S_{HH}|^2 + |S_{HV}|^2 + |S_{VH}|^2 + |S_{VV}|^2 \quad (3-3)$$

(3) 去极化系数 D ：

$$D = 1 - \frac{|S_{HH} + S_{VV}|^2}{2P_1} \quad (3-4)$$

上式(3-4)中， S_{HH} 与 S_{VV} 均为同向极化分量， P_1 本身也同为极化不变量，所以这几个参数的组合所得到的新特征也具有旋转不变的效果。把这个新特征定义为去极化系数 D 。 D 大致反应了目标的散射点的个数。

通常来说，对于相对简单的目标，例如标准导电圆球或者规则导电细丝等典型目标， D 的取值位于 0~0.5 之间；对于较复杂的目标，如多个导电细丝与导电圆球的组合体来说， D 的值位于 0.5~1 之间。也就是说， D 的值越大，代表着目标散射体的散射中心越多。

(4) 本征极化方向角 φ ：

$$\varphi = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\operatorname{Re}(S_1^* S_{HV})}{\operatorname{Re}(S_1^* S_2)} \quad (3-5)$$

(5) 本征极化椭圆率 τ ：

$$\tau = \frac{1}{2} \arctan \frac{j(2S_{HV} \cos(2\varphi) - S_2 \sin(2\varphi))}{S_1} \quad (3-6)$$

其中， $S_1 = S_{HH} + S_{VV}$ ， $S_2 = S_{HH} - S_{VV}$ 。

在均匀细棒导体中，我们可知，当电磁波的极化状态与细棒相匹配时，散射波达到最大功率，如果两者不相适应，则很难得到较高的散射能量。其实这本身就代表着本征极化的概念。对于每个散射体而言，虽然不如细棒一般显而易见，但是都会存在着一些特定的角度、椭圆率等参数值，当满足某些条件时，便能使输出信号与输入信号相匹配。这里，式(3-5)中的方向角 φ 称为本征极化方向角，它的取值同样满足旋转不变效应，是一个新的极化不变量，同时，该特征值与雷达视线方向与目标俯仰之间的差异角度有关；式(3-6)中的 τ 称为本征极化椭圆率，该表征值体现了目标的对称性质^[30]。

3.2.2 基于极化不变量的目标检测

五个极化不变量可以分别表征雷达目标的不同形态属性及状态。对于海面上目标来说，通常可以借助极化不变量来分辨出目标与海杂波。如图 3-2 所示，

采用 1.3 节所述 IPIX 雷达的海面目标回波数据,可以得到散射矩阵行列式的值与去极化系数两个极化不变量与距离的变化图(两个分量都进行了归一化处理,以便于后续的研究)。

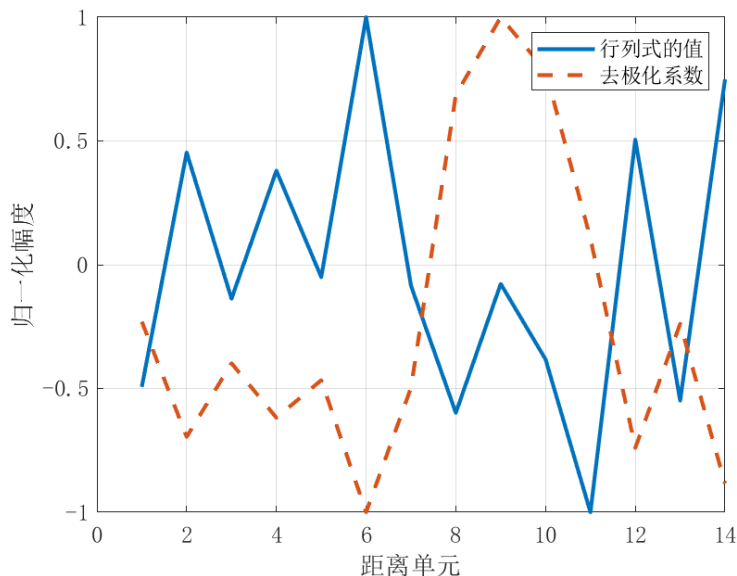


图 3-2 两极化不变量-距离区间的归一化幅度图

从图 3-2 中可以看出,目标的去极化系数与海杂波有明显的区分度(目标位于 9 距离门),其归一化幅度要比所有的海杂波高。但是相比于去极化系数,目标散射矩阵行列式的值与海杂波杂糅在了一起,无法进行区分。

由于 IPIX 雷达不同数据回波信号录制时的天气状况、海面风速等的条件不同,根据数据所求得极化不变量会与真实值存在一定误差,因此若是只针对单一一个极化不变量对目标的分析,其结果准确度不够,错误检测率会很高。所以需要综合多个极化不变量共同对目标进行检测。

在高分辨 DOA (Direction of Arrival) 估计算法中,经典的 MUSIC 算法因为其卓越的效果而沿用至今,到目前为止依然有许多学者在不断深入研究 MUSIC 算法的各种改进算法,以进一步提升它的检测性能。MUSIC 算法于 1979 年由 R.O.Schmidt 提出^[31],是一种根据矩阵特征值分解原理,利用特征值与特征矢量特性来分析问题的方法。从几何角度来讲,信号处理的观测空间可以分解为信号子空间和噪声子空间,理论上来说这两个空间互不相容,显然两者之间存在着正交的关系。两个子空间组合成为整个信号空间,其中,认为由信号特征值所对应的信号特征矢量来张成信号空间,而由噪声特征值所对应的噪声特征矢量来张成噪声子空间^[32]。

在 IPIX 雷达回波数据中,每一个数据文件可以首先分离为 14 组数据,这 14 组数据分别来自一定范围内的不同步进距离。其中有一组数据,其回波信

号包含目标信号与海杂波信号两个组成成分，也就是说，在该数据所对应的距离门处，存在着一个散射体目标，而在目标距离门旁边存在两个或者两个以上的次目标距离门区间。这些次目标距离门区间受到目标信号的影响，同样也会包含一定量的目标散射体信息。既然目标信号区别于其它所有海杂波信号，那么根据 MUSIC 算法的原理，可以想办法分解回波信号的观测区间为目标信号子空间与海杂波信号子空间。这样，就可以检测出目标所在的距离门。

对于每一个回波数据而言，可以分别提取出信号的三个极化不变量：散射矩阵行列式 $h_{1 \times 14}$ 、功率矩阵的迹 $p_{1 \times 14}$ 、去极化系数 $e_{1 \times 14}$ 。由于各极化不变量的取值区间差异很大（如去极化系数 $e_{1 \times 14}$ 的取值区间为 0~1，而功率矩阵迹 $p_{1 \times 14}$ 的取值会跟随目标的大小远大于 1），如果直接使用绝对数据，会导致值小的极化不变量无法发挥作用。而我们的研究更加关心的是各个距离门之间不变量的相对关系，因此首先将三个不变量进行幅度归一化处理，使不变量的值均落在区间[-1,1]内。归一化计算方法如式(3-7)所示：

$$Y = \frac{X - \bar{X}}{X_{\max} - \bar{X}} \quad (3-7)$$

式中， Y 表示幅度归一化后的极化不变量； X 为原极化不变量； X_{\max} 为原极化不变量的最大值； X_{\min} 为原极化不变量的最小值； $\bar{X} = (X_{\max} + X_{\min})/2$ 。

这样，可得到三个极化不变量的谱图如图 3-3 所示。

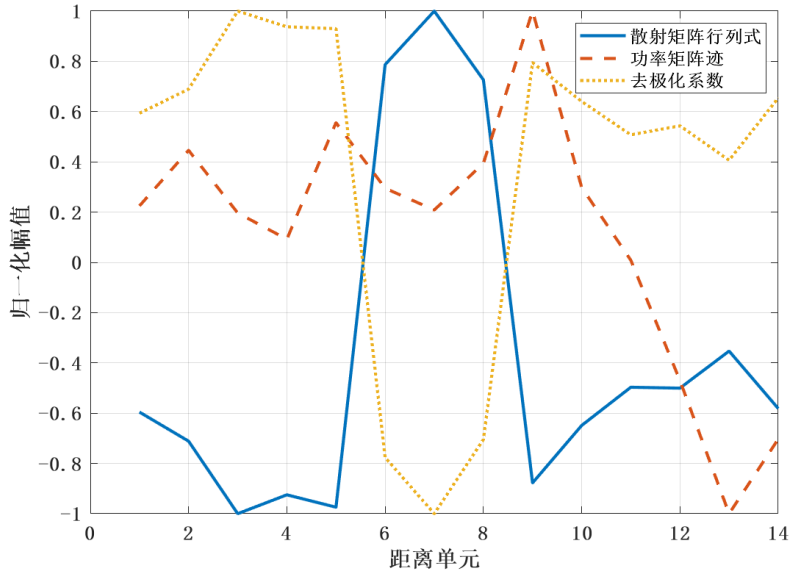


图 3-3 三极化不变量-距离区间归一化幅度图

为了综合三个极化不变量，对于每组数据，将三个不变量组合成为一个矩阵，可得到 $C_{3 \times 14}$ ：

$$\mathbf{C}_{3 \times 14} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 & \vdots & h_{14} \\ p_1 & p_2 & p_3 & \vdots & p_{14} \\ e_1 & e_2 & e_3 & \vdots & e_{14} \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

再定义特征矩阵 $\mathbf{D}_{14 \times 14}$:

$$\mathbf{D}_{14 \times 14} = \mathbf{C}_{3 \times 14}^T \times \mathbf{C}_{3 \times 14} \quad (3-9)$$

其中, “ T ” 表示求矩阵的转置。

由于 14 个距离门中, 只有一个距离门信号是主目标信号与海杂波之和, 同时主目标旁边是两个或者三个目标信号不明显的次目标单元信号与海杂波之和, 其余距离门的回波均是纯海杂波。此时, 我们将特征矩阵 \mathbf{D} 进行特征值分解, 便可以得到 14 个特征值以及与各特征值分别对应的 14 个特征向量。这样, 便可以根据它们之间的不同含义来检测目标。因为相对于海杂波信号而言, 目标信号包含的能量最大, 而分解特征矩阵后所得到特征值其实就是回波能量的一种表征, 所以, 我们可以认为 14 个特征值中, 最大的特征值对应着目标信号。此时, 如果将最大特征值所对应的特征矢量向海杂波噪声子空间上进行投影, 这样就可以依据所得到的特征值与特征矢量, 来区分目标信号子空间与海杂波信号子空间。

因此, 将最大特征值对应的特征矢量 $\mathbf{a}_{1 \times 14}$ 右乘特征矩阵 \mathbf{D} , 可得到行向量 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X}_{1 \times 14} = \mathbf{a}_{1 \times 14} \times \mathbf{D}_{14 \times 14} \quad (3-10)$$

行向量 \mathbf{X} 的值如图 3-4 所示。

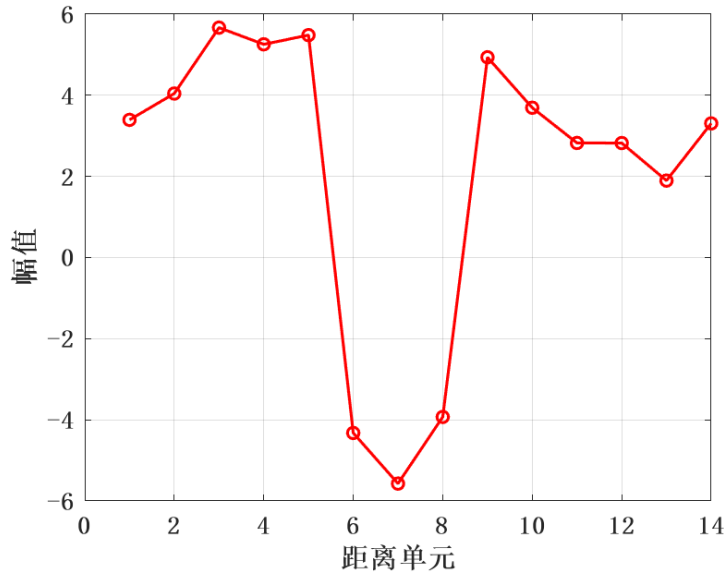


图 3-4 目标检测结果

图 3-4 便是上述目标检测算法的结果。从图中可以看出, 在 7 距离门处,

有一个很明显的低峰值。它代表着对于目标信号在海杂波噪声子空间的投影中，在该处的值最小。也就是说，在此处的目标信号与海杂波信号之间的正交性最高。此处的信号可以明显区别于其他 13 个纯海杂波距离门的信号，因此在进行谱低峰搜索后，检测结果可以认为目标在此距离门上。

同时，相对应的，相比于其它 11 个纯海杂波距离门，6 距离门与 8 距离门处的幅度值虽然高于 7 距离门，但是显著低于其它纯海杂波距离门，所以相比于其他区间，属于次检测峰值。同样的，我们可以认为算法检测结果还包括有区分 6 距离门与 8 距离门为次目标区间。

这样，上述算法可以检测出主目标距离区间与次目标距离区间所在的位置，并且这与 IPIX 雷达官方回波数据的结果相吻合。

这里，根据 IPIX 雷达的 14 个数据文件，结合上述算法分别进行实验，并将所有的检测结果与分别采用单一极化不变量进行目标检测的算法进行对比，结果如表 3-1 所示。

表 3-1 基于极化不变量的目标检测结果

检测方法	Δ	P	D	三不变量检测
检测概率	57.14%	28.57%	64.29%	85.71%

从表 3-1 可知，基于 MUSIC 算法原理的三极化不变量目标检测算法的检测成功概率明显高于各单一极化不变量的目标检测成功率。在检测过程中，对于 #10 和 #11 数据，三极化不变量都无法单独检测出来，但是联合的检测算法可以较好的达到检测目的。在这里，结合 MUSIC 算法原理的三不变量检测算法的检测成功概率比基于去极化系数方法的检测成功率高出 21.42%，比基于散射矩阵行列式方法的检测成功率高出 28.57%，比基于功率矩阵迹方法的检测成功率高出 57.14%。这说明联合三个极化不变量以及结合 MUSIC 算法原理的检测方法能够较好地综合三个极化不变量的检测能力，达到目标区间检测的目的。

注意到对不同数据的检测能力，为了评估检测算法的稳定性能，这里提出两个数据量来分别表示算法对主次目标的区分度以及目标与海杂波之间的区分度。

首先，使用 f_1 来定义主次目标区分度：

$$f_1 = \frac{\Delta x_s}{|x_m|} \quad (3-11)$$

其中， m 表示主目标区间的距离门； x_m 表示目标区间的检测幅值；

$\Delta x_s = x_m - \min(x_i)$, i 为数据对应次目标区间值。

由于 f_1 代表着与主目标区间幅值最近的次目标区间与主目标区间的幅值差, 因此可以用 f_1 来表征算法对分辨主次目标区间区分度的性能大小。若 f_1 小于 0, 则认为算法检测主次目标区间成功, 且 f_1 的值越小, 区分度越高; 相反, 若 f_1 大于 0, 则认为算法检测主次目标区间失败。

图 3-5 是所有 14 个数据文件中的 f_1 结果。

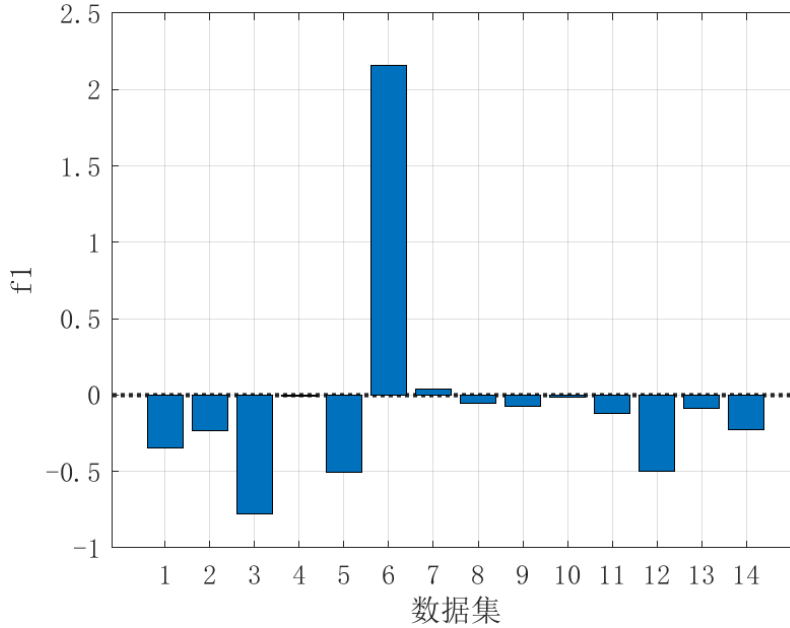


图 3-5 主次目标检测幅度差图

由图 3-5 可知, #6 和 #7 两个数据集目标检测失败, 其中 #6 数据的次目标区间目标信号盖过了主目标区间的目标信号, 且幅值较大, 而 #7 数据相对 #6 数据来说不太显著。其他数据集都取得了良好的主次目标检测结果, 其中 #3、#5 和 #12 数据的检测效果最佳, f_1 的值都在 -0.5 以下, 能够明显地区分出主次目标。

同样地, 采用 f_2 来定义目标区间与海杂波区间的区分度:

$$f_2 = \frac{\Delta x_n}{|x_m|} \quad (3-12)$$

其中, m 表示主目标区间的距离门; x_m 表示目标区间的检测幅值; $\Delta x_n = x_m - \min(x_i)$, $i=1,2,\dots,14$ 且 i 不为主次目标区间。

由于 f_2 代表着目标区间与最小检测结果幅度值海杂波区间的幅值差, 因此可以用 f_2 来表征上述算法对分辨目标区间与海杂波区间的区分度。若 f_2 小于 0, 则认为算法检测目标区间与海杂波区间成功, 且 f_2 的值越小, 区分度越高; 相反, 若 f_2 大于 0, 则认为算法检测目标区间与海杂波区间失败, 没有达

到目标检测的目的。

图 3-6 所示是所有 14 个数据文件中的 f_2 结果。

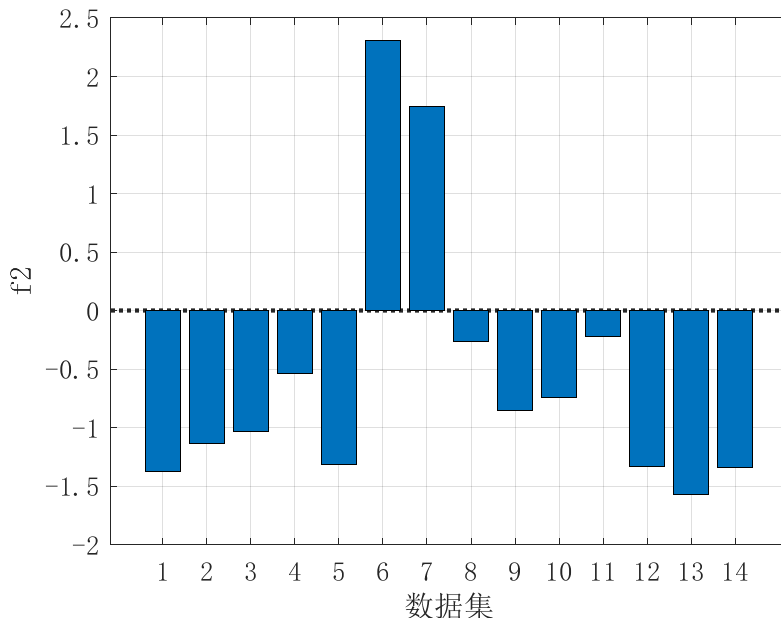


图 3-6 目标海杂波检测幅度差图

由图 3-6 可知，#6 和#7 两个数据集目标检测失败，且两个数据集的 f_2 值的绝对值相比于其他数据集来说数值较大，这是说明上述算法对这两个数据集无法基本上无法完成目标检测的目的。其它数据集都取得了良好的目标与海杂波检测结果，大部分检测结果的 f_2 值都落在区间 $[-1.5, -0.5]$ 上，都能够明显地区分出目标区间与海杂波区间，

从 IPIX 雷达官方网站上的达特茅斯 IPIX 雷达数据库日志可知，数据集#6 与#7 的数据在录制时受到 OHGR (Osborne Head Gunnery Range) 的影响。其中#6 数据在录制时更是受到了射击场开枪的影响，从而导致收集到的数据包含了除海杂波以外的其他噪声。由于射击引起的声浪和风波等属于不定因素，因此此时的海杂波噪声子空间并不完善，因而最终结果出现了较大偏差。

从表 1-2 可知，#6 与#7 数据在录制时的海面风速、风向和浪高等能够直接影响海杂波噪声分布特性的因素相比于其它数据来说，其实数值并不大。但是其它数据，如海浪较大的#1、#2、#3 数据和风速较大的#12、#13、#14 数据都能取得非常好的检测效果。这些数据除了受到海杂波噪声的影响，目标信号基本没有受到其它环境条件引起的不定因素的影响，也就是说，在算法中，这些数据的海杂波噪声子空间没有受到干扰，因而能够得到很好的幅度检测结果。这也能够明显地从图 3-5 和图 3-6 的谱图中相对应横轴数据的 f_1 值与 f_2 值直接看出。

综上所述，大部分数据集都取得了良好的目标检测结果，且对于纯海杂波干扰的数据，从评测结果可知，算法对其检测性能的稳定度较高。这样，不仅能够通过算法来检测目标散射体的位置，还能够简单地评估目标回波信号中的噪声成分。

3.3 目标识别

3.3.1 聚类与目标识别方法

从目标检测的内容可知，结合极化不变量以及 MUSIC 算法的理论原理，可以达到检测出目标所在距离门的目的。同时从上述可知，虽然检测成功的概率相比与上述算法较差，但在一般情况下，也还可以通过分析回波信号的 RD 谱图来观测目标。(a) A 目标 RD 谱 (b) A 目标 RD 谱

图 3-7 是两个不同目标的 RD 谱图。从图中可以看出，两个目标都位于 7 距离门上，且 6、8 距离门皆为次目标区间。单从 RD 谱图，显然无法分辨两个不同目标。

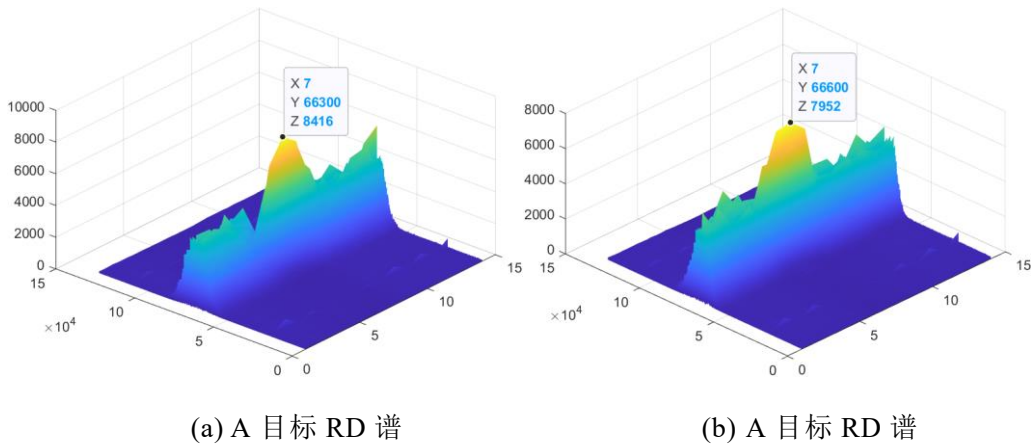


图 3-7 不同目标 RD 谱图

但是在实际的运用中，对于不同的目标，极化散射的特性一般也不会相同。因此，通过目标的极化特性，是可以完成分辨不同目标的任务。对于一个 14 个距离门的雷达回波数据，可以根据不同距离门极化散射矩阵之间的差异，进行目标检测，检测出目标区间的位置。上述的计算过程实际上是在无先验信息的条件下进行的算法处理过程。如果在此之前，假设能够提前预知目标的一些有用信息，比如各自目标的极化散射矩阵、各自目标的极化不变量或者极化协方差矩阵与极化相干矩阵，那么再对未知回波信号进行分析时，不仅能够根据上述算法检测出目标区间，还能进一步进行目标信号的识别。

在计算机技术不断进步的近几十年，互联网技术越来越发达，网络数据也随之不断增加，数据分类就显得尤为重要。在统计理论中，聚类分析是一个应用非常广泛的分类方法。所以很多科研工作者们都热衷于聚类方法的研究。文献将现在，人们普遍认同的聚类方法基本上分为以下几类：划分聚类法、基于图论的聚类法、层次聚类法、基于密度原理的聚类法、网格聚类法、模型分析聚类法等^[33]。在聚类方法的分析研究过程中，人们发现，如果能够构建出一个好的矩阵，这个矩阵可以评定两个或两个以上的在同一数据空间中的数据点之间的距离，便能很好的实现不同目标的聚类，这个矩阵为相似度矩阵^[35]。

构建一个好的相似度矩阵对聚类分析问题的结果起着至关重要的效果^[36]。所以相关学者们都在激烈地讨论以何种方式来建立起最适合具体问题的相似度矩阵。而在极化散射体的研究过程中，有着使用散射矩阵或者具有完整极化信息的其它相关矩阵来表征目标的理论。那么，如果将聚类问题的分析方法转移到极化目标识别问题上来，这样，就可以将未知目标与已知目标特征矩阵之间的距离作为聚类标准，来达到目标识别的目的。

在聚类中，学者们可以根据某些数学方法，来判定不同矩阵之间的距离。对于一个未知目标 A 的特征矩阵 \mathbf{X} ，如果已知两个相似度矩阵 \mathbf{Y}_1 、 \mathbf{Y}_2 ，且这两个相似度矩阵分别表征着两个不同聚类基目标 B_1 、 B_2 ，同时目标 A 属于两个已知目标的其中之一，那么，对未知目标 A 而言，存在下面的分类关系：

$$\begin{cases} f_1: d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_1) < d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_2) \\ f_2: d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_1) > d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_2) \end{cases} \quad (3-13)$$

其中， $d(\cdot)$ 表示距离算子； f_1 表示未知目标 A 是 B_1 ； f_2 表示未知目标 A 是 B_2 。

基于上述分类关系，便能得到一种目标识别的应用方法。只不过距离算子的选取，对于识别算法的性能起着至关重要的作用。

在矩阵的距离计算上，曾经有学者引入矩阵的 $L_{2,1}$ 范数来判别矩阵之间的距离^[37]：

$$\|\mathbf{M}\|_{2,1} = \left(\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m |m_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right) \quad (3-14)$$

式中， $\mathbf{M} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ， \mathbf{R} 是任意的旋转矩阵； m_{ij} 表示矩阵 \mathbf{M} 的第 i 行，第 j 列元素。

同时，不失一般性地，可以将 $L_{2,1}$ 范数推广到 $L_{r,p}$ 范数：

$$\|\mathbf{M}\|_{r,p} = \left(\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m |m_{ij}|^r \right)^{\frac{p}{r}} \right) \quad (3-15)$$

文献[38]中指出, $L_{2,1}$ 范数对于矩阵的每一行来说, 具有旋转不变的特性。根据上述聚类与矩阵范数距离的思想, 可以将其应用到极化散射矩阵中, 来达到目标聚类识别的目的。

下面是五种用于判断矩阵距离的方法:

考虑两个矩阵 $\mathbf{A}_{n \times n} = (a_{ij})$ 和 $\mathbf{B}_{n \times n} = (b_{ij})$,

(1) 定义两个矩阵的 l_1 范数:

$$d_1(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |m_{ij}| = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij} - b_{ij}| \quad (3-16)$$

l_1 范数定义为两个矩阵中, 对各个对应元素作差后的绝对值并求和。在计算机科学领域, 求解问题的 l_1 范数相对来说较为简单, 可以借助现有的凸优化算法(线性规划或者非线性规划)来找到需要的可行解。同时 l_1 范数也称为曼哈顿距离。

(2) 定义两个矩阵的 F 范数:

$$d_F(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (m_{ij})^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_{ij} - b_{ij})^2} \quad (3-17)$$

F 范数与上述 $L_{2,1}$ 范数相类似, 都是进行聚类分析与目标分类的优良分析算法。

(3) 定义两个矩阵的 Cosine 范数:

$$C(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = 1 - \frac{\sum_{i,j=1}^n a_{ij} b_{ij}}{\sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i,j=1}^n b_{ij}^2}} \quad (3-18)$$

在向量范数中存在两个向量之间的夹角问题, 用 Cosine 值可以对夹角的大小进行表达。夹角越大, Cosine 值便越小。若将矩阵看成是“二维向量”, 则两个矩阵的 Cosine 范数的值可以同样认为是代表着两个矩阵之间的夹角的大小。同时, 由于实际的 Cosine 值的取值区间位于 $[0,1]$, 且 Cosine 值的取值大小随着夹角大小的变化是负相关的关系, 所以这里对 Cosine 的原取值进行了取负再加一的处理, 以保证其是正相关的线性关系, 并与其他方法保持一致。

(4) 定义两个矩阵的 l_2 范数:

$$d_2(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}((\mathbf{A} - \mathbf{B})^H (\mathbf{A} - \mathbf{B}))} \quad (3-19)$$

其中, $\lambda_{\max}((\mathbf{A} - \mathbf{B})^* (\mathbf{A} - \mathbf{B}))$ 表示对矩阵 $(\mathbf{A} - \mathbf{B})^* (\mathbf{A} - \mathbf{B})$ 求最大的特征值; $(\mathbf{A} - \mathbf{B})^H$ 表示求矩阵的共轭转置。

也就是说,通常数学中讲的矩阵的 2 范数是指矩阵的共轭转置与矩阵本身相乘后所得到的新矩阵的最大特征值的平方根。

(5) 定义 l_s 为两个矩阵行列式差值的绝对值:

$$d_s(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = |\Delta_A - \Delta_B| \quad (3-20)$$

其中, Δ_A 为矩阵 \mathbf{A} 的行列式; Δ_B 为矩阵 \mathbf{B} 的行列式。

由于在极化散射矩阵中,同向极化与交叉极化之间的关系最具有表征性,而散射矩阵行列式的值本身是同向极化 S_{HH} 、 S_{VV} 之间乘积与交叉极化 S_{HV} 、 S_{VH} 之间乘积的差值,所以可以使用两个矩阵间的行列式的值之差来表征两个极化散射矩阵所特有的矩阵差异。

3.3.2 基于散射矩阵的目标识别

上一节简单介绍了目标的聚类思想以及五个判别矩阵距离的变量,并且对五个变量的物理意义进行了简要的阐述分析,在这一节中,将会针对上述的五种判别方法,结合 1.3 节中 IPIX 雷达的实测数据进行深入的实验分析。

从 IPIX 雷达的官方网站可知,在录制 1993 年达特茅斯雷达极化数据时有多个不同的目标,比如直径为 1 米左右的聚苯乙烯塑料泡沫散射球体,并在其表面使用导电金属丝网进行了覆盖以增强电磁波反射能力,还有覆盖有反射铝箔的船用雷达增强器以及二面体和三面体、二面体和三面体反射器等特殊目标。在这里所使用的三个目标 (TargetA、TargetB、TargetC) 信息如表 3-2 所示。

表 3-2 三目标角度与距离信息

	时间 (1993 年)	角度 (deg)	距离 (m)
TargetA	11 月 5 日	128	2660
TargetB	11 月 5 日	130	5525
TargetC	11 月 17 日	170	2655

表 3-3 给出了分别使用上述五种识别方法所得到的识别成功率结果对比。从表 3-3 可知,五种识别聚类方法中, l_s 方法的识别效果最好,相比于矩阵的各种范数距离,散射矩阵行列式依然是包含最本质目标极化信息的参数,因而识别效果最为突出。直接使用散射矩阵差的目标识别 l_2 方法的识别效果最差,与 l_s 方法相比,两者相差 28.57%,这也说明,不能简单地从散射矩阵之间的直接差来判别两个散射矩阵的相似度。从 l_s 与 l_2 两种方法的识别结果可以看出,不同的目标散射体之间的差异其实并不体现于各自对应散射矩阵元素之间绝

对幅度的差异，更多的还是在于各自散射矩阵元素之间的相对关系上，而这也正和本文第 4 章的理论基础相吻合。除此之外，在 l_2 方法中，这样的数据处理所利用到的仅仅只是矩阵 $(\mathbf{A}-\mathbf{B})^H(\mathbf{A}-\mathbf{B})$ 特征分解后最大的特征值，而在信号中，特征值其实表征的是不同组成分量的能量值大小，该方法只利用了最大散射分量，而忽略了其它细节分量，但在 IPIX 雷达数据中，细节分量往往才是分析不同目标的最大依据。 l_2 方法无法充分利用所有回波信息。其次是 Cosine 范数方法，识别结果相比于 l_s 方法而言相差 21.43%，识别效果同样较差。对于矩阵来说，如果不加分解为矢量的步骤而直接应用 Cosine 范数，其处理结果通常较差，而这在第 4 章的方法中有着较好的改善。 l_1 方法与 F 方法其实本质上是 $L_{r,p}$ 范数的两种形式，所以两种方法的识别结果相同，但是从识别的成功概率来看，相比于 l_s 依然相差 14.28%。

表 3-3 基于极化散射矩阵的目标识别结果

识别方法	l_1	F	Cosine	l_2	l_s
识别概率	64.29%	64.29%	57.14%	50.00%	78.57%

图 3-8 展示的是所有实验结果，其中，由于各方法检测后的幅值差异较大，所以对结果的幅值做了归一化处理。

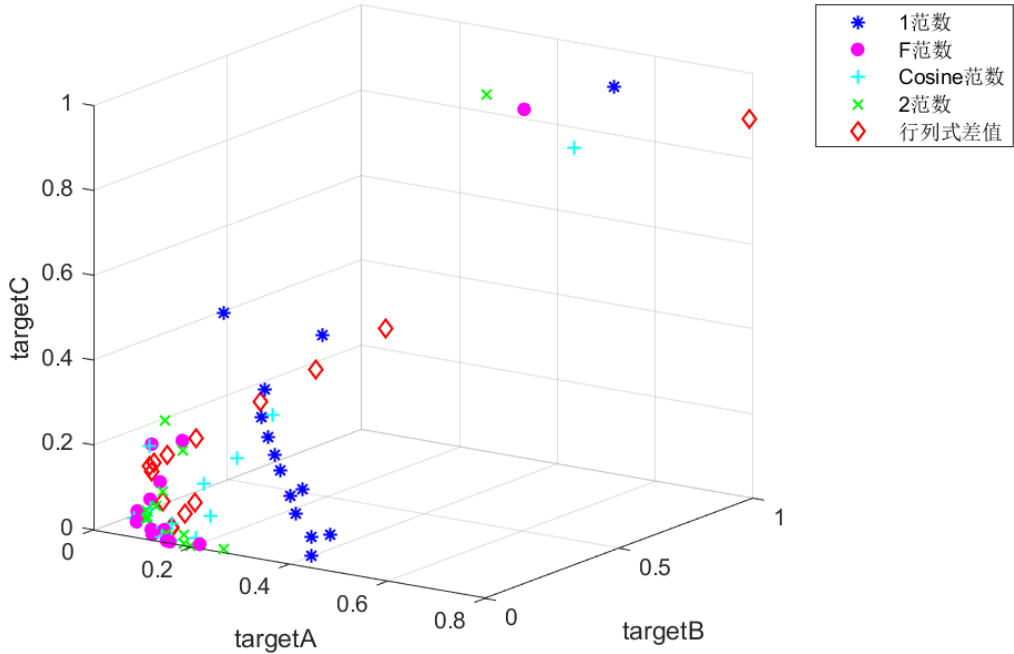


图 3-8 目标识别结果

图 3-9、图 3-10、图 3-11 分别展示了图 3-8 在三个目标平面基的投影。从图 3-9 和图 3-10 可以看出，如果只从 TargetB、TargetC 分别与 TargetA 的散射

矩阵之间的距离来看，两者结果相类似；相比而言，TargetB 与 TargetC 的散射矩阵之间的距离差异较为明显，能够比较清晰地分辨出未知信号分别与 TargetB 和 TargetC 之间的距离。

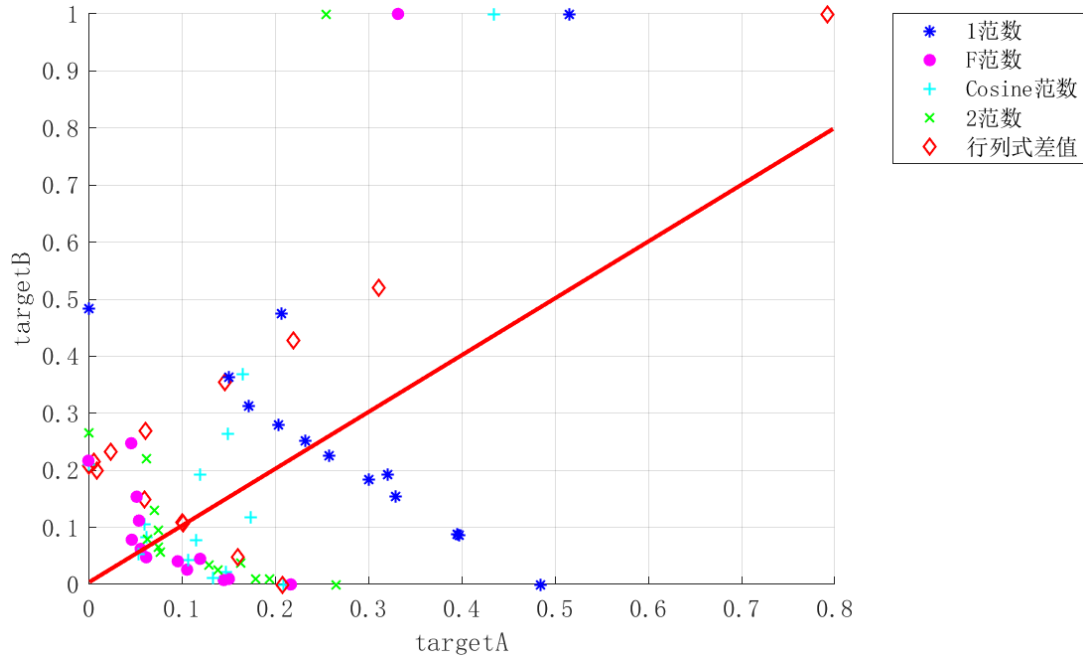


图 3-9 TargetA-B 二维识别结果

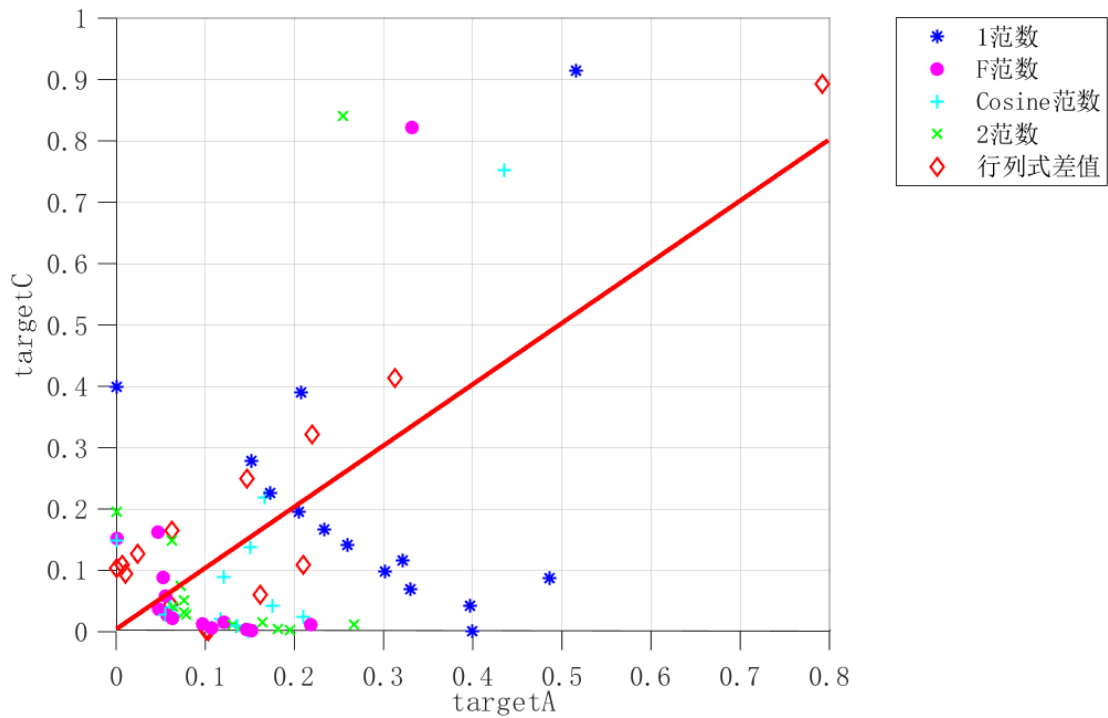


图 3-10 TargetA-C 二维识别结果

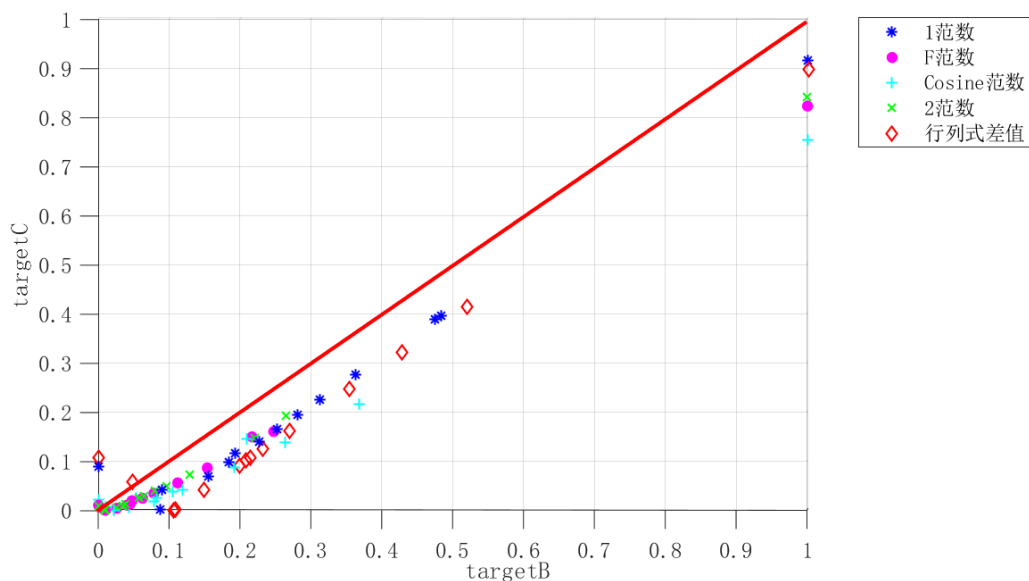


图 3-11 TargetB-C 二维识别结果

从所使用的识别方法来说， l_1 方法与 F 方法的识别结果相近，两者的识别结果中，针对各目标的识别趋势基本保持一致，只是受计算方法的影响，其幅值之间存在有一定差异，这主要是由于两者皆为 $L_{r,p}$ 范数的特例所致；相对于其它范数方法，基于散射矩阵行列式差值的识别方法对于各目标的距离区分程度较高，在图中显示为结果点的散落明显分化为两部分。

3.4 本章小结

本章内容是本文的重点研究内容之一。本章首先在极化的理论基础之上，根据极化散射矩阵提炼了五个极化不变量。相比于仅依靠不变量本身的特性来说，采用联合 MUSIC 算法的算法原理，对海面目标进行目标区间的检测的方法的检测能力大幅提升，其中，该算法的检测成功概率为 85.71%，比单一不变量方法中最好的检测方法依然能高出 21.42%。同时，根据实验结果，发现新算法对于纯海杂波干扰下的目标检测能力十分突出，检测结果不仅较好，还能得到较高的区分度。也就是说，这样不仅能够通过算法来检测目标散射体的位置，还能够简单地评估目标回波信号中的噪声成分。

在第二部分中，主要结合计算机新领域中研究火热的聚类分类思想，论述了基于矩阵距离的五种目标识别方法。其中，目标散射矩阵行列式的值作为一个极化不变量，正因此特性，使得基于散射矩阵行列式差值的方法利用极化信息最为全面，识别能力最强，识别成功概率达到了 78.57%。这比其它方法都要至少高出 14.28%。

第 4 章 基于极化分解的目标检测与识别

4.1 引言

本章主要包含三个部分的内容。第一部分主要讲述了极化目标分解理论。从第 2 章可知,对于大多数实际的散射体,比如海上轮船、高速飞行的飞机等,这些目标具有时变的散射特性,通常来说,无法得知某一时刻它们的姿态和状态等确定信息。因此,针对这些散射体而言,需要采用数理统计的方法进行描述,于是在这里引入了极化相干矩阵和极化协方差矩阵。基于这两个矩阵,可以对目标进行目标分解,以期达到预期的目标检测与识别的目的。

第二部分主要讲述了基于极化非相干分解(Cloude 分解)的海面目标检测。该方法的主要思想是将从散射矩阵中提炼出来的 4 维协方差方阵进行特征分解,得到 4 个特征值,根据 4 个特征值所代表的散射含义与它们之间的相对关系,提出了三种基于极化特征的检测方法,并比较了三种方法之间的优劣差异。之后将检测结果与第三章中的不变量 MUSIC 联合检测算法进行了比较,得到对时变散射体的详细分析。最后同样提出两个分析检测方法的检测能力的区分度。

第三部分主要讲述在第二部分的基础上,将所得到的 4 个特征值组合为一个 4 维散射特征矢量。并基于矢量之间距离判断的不同算法,提出了 4 种目标识别的方法,最后分析了 4 种不同方法之间的性能差异。

4.2 极化目标分解理论

极化散射矩阵中包含着完整的目标极化信息,这些信息记录着极化电磁波在目标散射体处发生散射的整个过程,透过这些极化信息,可以对散射体进行特性分析,以得到物理尺寸、组成材料以及组成特征等需求信息。但是对于一个复杂的散射体而言,直接利用极化散射矩阵的信息,通常难以达到预期目标。假如能够将一个复杂散射体目标分解为其它已知的简单目标的线性组合的形式,那么我们就能够依照对这些组成成分自身、组成成分之间相对关系等的分析,来对散射体进行定性定量的描述。这其实就是极化目标分解的主要原理依据。

最先提出极化目标散射体分解理论的学者是 Huynen^[39]。Huynen 认为,平均散射体目标极化信息对所采用的极化基底的转换存在不变性。正是在这样符合实际要求的约束条件下,可以实现对目标的分解阐述^[40]。目前人们普遍认同

的分解方式主要可以分为两大类：直接利用散射矩阵特性的相干目标分解 CTD (Coherent Target Decomposition) 和基于应用统计理论分析方法下所提取的极化相干矩阵和极化协方差矩阵的非相干目标分解 ICTD (Incoherent Target Decomposition)。

由于散射矩阵并未针对数据进行时变量分析，所以在相干分解中，通常只能分析稳态的目标，比如说 2.3.2 节中所列的几种典型散射体以及它们的某些组合；而在散射矩阵的基础上，利用统计分析的相关理论，将数据看作是时变随机量，从而进行的非相干分解处理，便可以针对未知且含有不确定因素的时变目标。

自 Huynen 提出分解理论以来，在近半个世纪的快速科研发展态势下，极化分解有了以下几类具体分类：

- (1) 基于散射矩阵 \mathbf{S} 的相干分解^[41]。
- (2) 基于相干矩阵的特征分解^[42]。
- (3) 基于协方差矩阵的特征值分解。
- (4) 基于散射模型的矩阵分解^[43]。

在上述四种分类提出之前，其实还存在一种基于 Kennaugh 矩阵的分解方法。该方法采用二分量分解，能够得到较好的分解结果，后续的分类方法都是在 Kennaugh 矩阵分解的基础上不断发展而来的。在四种分类中，有着最具代表性的几种分解方法，被人们不断完善和加以利用。如相干分解中的 Pauli 分解法和非相干分解中的 Cloude 分解法^[44]。

4.2.1 Pauli 分解

相干分解是基于极化散射矩阵 \mathbf{S} 的分解方法，其中心思想是将任意的 \mathbf{S} 矩阵展开成为所设定的具有完备性质的几个矩阵基底的和。其中根据分解的依据，每一个矩阵都应该存在有与其相对应的物理含义，在散射过程中，就意味着对应于某种散射机制。下面是相干分解表达式：

$$\mathbf{S} = \sum_{i=1}^n \alpha_i s_i \quad (4-1)$$

其中， s_i 代表着各标准的极化散射矩阵基底，同时，各基底之间需要保证独立性； α_i 代表各 s_i 的加权系数， α_i 取值的大小意味着所对应的基底 s_i 在极化散射矩阵 \mathbf{S} 中所占据的比重。Pauli 分解是目前研究中最常用的相干分解方法，Pauli 分解采用 Pauli 基作为分解的极化散射矩阵基底，在 (H,V) 极化基下，Pauli 基有如下四个基底：

$$\mathbf{s}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{s}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \mathbf{s}_3 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{s}_4 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix} \quad (4-2)$$

这样，上述式(4-1)的相干分解就可以表示为如下：

$$\mathbf{S} = a\mathbf{s}_1 + b\mathbf{s}_2 + c\mathbf{s}_3 + d\mathbf{s}_4 \quad (4-3)$$

其中， a 、 b 、 c 、 d 分别代表着 4 个标准极化散射矩阵基底的加权系数，同时，4 个系数的取值皆为复数，如果设 S 矩阵：

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

那么可以得到 4 个系数的计算值为：

$$a = \frac{S_{HH} + S_{VV}}{\sqrt{2}}, b = \frac{S_{HH} - S_{VV}}{\sqrt{2}}, c = \frac{S_{HV} + S_{VH}}{\sqrt{2}}, d = i \frac{S_{HV} - S_{VH}}{\sqrt{2}} \quad (4-5)$$

这样，就得到了 Pauli 分解的完整表达式。由此可见，Pauli 分解的实现是将散射目标分解为 4 个组成成分，这 4 个分矩阵都包含有各自的物理散射机制。其中， \mathbf{s}_1 矩阵类似于平面散射体或者规则散射球体，是奇数次散射分量； \mathbf{s}_2 矩阵类似于二面角散射体，是一种 0° 散射角上的偶次散射分量； \mathbf{s}_3 矩阵是一种 45° 散射角上的偶次散射分量； \mathbf{s}_4 矩阵则代表着其它不规则散射形式下的不对称分量，这种散射机制难以用具体的实际参数加以表述，但是通常包含大量较为复杂的交叉极化分量。

在常用使用背景下，对于单基地雷达来说，互易定理成立，也就是说存在关系式 $S_{HV} = S_{VH}$ 。这样，式(4-3)便可以退化为三元素，从而使式(4-5)中的 4 个加权系数简化为 3 系数（ $d=0$ ）。

从上述 Pauli 分解的原理可知，Pauli 分解的一个显著优点是分析简单，且 Pauli 分解的各极化散射矩阵基底都存在着与相对应的，能够准确描述的物理散射机制。但是这些散射机理相对于实际目标而言较为单一，无法真正准确地拟合成为真实的复杂目标，与此同时，虽然其在低熵值散射问题以及高分辨问题中存在着一定的作用，但是有一个突出的缺点是抗噪声干扰能力较差，在缺少先验回波信息的条件下不适合应用。

4.2.2 Cloude 分解

4.2.1 节中典型的 Pauli 相干分解方法只能用于分析稳态的目标（例如纯目标和以雷达分析角度来看的点目标）。但是对于大多数实际的散射体，比如海上轮船、高速飞行的飞机等，这些目标具有时变的散射特性，通常来说，无法得

知某一时刻它们的姿态和状态等确定信息。因此，对于这类目标需要结合数理统计中的方法进行统计分析。常用的统计手段有极化相干矩阵 \mathbf{T} 和极化协方差矩阵 \mathbf{C} 。

与相干分解相对应的，非相干分解也是基于特定目标矩阵的分解，其主要原理也是将任意目标矩阵展开成为所设定的具有完备性质的几个矩阵基底的和。只不过两者之间所依赖的矩阵以及分解的方式不同，后者是基于协方差矩阵或者相干矩阵的特征值分解。下面给出两种非相干分解的表达式：

$$\langle \mathbf{T} \rangle = \sum_{i=1}^n a_i \langle \mathbf{T} \rangle_i \quad (4-6)$$

$$\langle \mathbf{C} \rangle = \sum_{i=1}^n b_i \langle \mathbf{C} \rangle_i \quad (4-7)$$

其中， $\langle \mathbf{T} \rangle_i$ 和 $\langle \mathbf{C} \rangle_i$ 各指示着散射目标的标准分解子矩阵，同时各子矩阵之间确保满足相互独立关系； a_i 和 b_i 分别为 $\langle \mathbf{T} \rangle_i$ 和 $\langle \mathbf{C} \rangle_i$ 的加权系数，两个系数的数值决定着对应的子矩阵在总散射目标中所占的权重的大小。

在所有非相干分解方法中，一般认为 Cloude 分解是应用最广泛的分解方法。Cloude 分解的主要原理是将从散射矩阵中提炼出的相干矩阵 \mathbf{T} 进行特征值分解，这样可以得到矩阵 \mathbf{T} 的几个分解特征值以及相对应的之间满足独立关系的几个特征向量^[45]。根据矩阵理论，原相干矩阵 \mathbf{T} 可以被转换为三个矩阵相乘的形式，也就是对角化形式，表示如下：

$$\mathbf{T} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^{-1} \quad (4-8)$$

其中， $\mathbf{\Lambda}$ 表示一个 3 维的实对角方阵，且各对角元素是非负的（即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ ）； $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \mathbf{u}_3]$ 是一个 3 维的西矩阵，且其中的 \mathbf{u}_1 、 \mathbf{u}_2 和 \mathbf{u}_3 分别为三个归一化的正交特征矢量。

对于单基地系统，根据天线的互易定理，两个交叉极化分量等价，即满足关系式 $S_{HV} = S_{VH}$ ，此时散射体的散射矩阵满足对称关系，这样，散射特性便可以表示为以下的一般形式：

$$\mathbf{k} = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = |\mathbf{k}| \begin{bmatrix} \cos(\alpha) e^{j\varphi} \\ \sin(\alpha) \cos(\beta) e^{j\delta} \\ \sin(\alpha) \sin(\beta) e^{j\gamma} \end{bmatrix} \quad (4-9)$$

式中， α 的取值范围为 $[0^\circ, 90^\circ]$ ，表示目标的散射类型； β 的取值范围为 $[-180^\circ, 180^\circ]$ ，表示目标的方位角； φ ， δ ， γ 分别为各自分量的相位。

由式(4-8)可得下式：

$$\langle \mathbf{T} \rangle = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^{-1} = \sum_{i=1}^3 \lambda_i \langle \mathbf{T} \rangle_i = \lambda_1 u_1 u_1^* + \lambda_2 u_2 u_2^* + \lambda_3 u_3 u_3^* \quad (4-10)$$

其中：

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha_1) e^{j\varphi_1} & \cos(\alpha_2) e^{j\varphi_2} & \cos(\alpha_3) e^{j\varphi_3} \\ \sin(\alpha_1) \cos(\beta_1) e^{j\delta_1} & \sin(\alpha_2) \cos(\beta_2) e^{j\delta_2} & \sin(\alpha_3) \cos(\beta_3) e^{j\delta_3} \\ \sin(\alpha_1) \sin(\beta_1) e^{j\gamma_1} & \sin(\alpha_2) \sin(\beta_2) e^{j\gamma_2} & \sin(\alpha_3) \sin(\beta_3) e^{j\gamma_3} \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

“*”代表着共轭转置； $\langle \mathbf{T} \rangle_i$ 代表着其中某种特定的散射机制； $\mathbf{\Lambda}$ 中的对角元素分别代表着各自对应散射机理的能量值； \mathbf{U} 代表着酉矩阵，其每列的向量分别对应着各自特征值的特征矢量。

4.3 目标检测

Cloude 提出的分解算法是利用求解最大特征值 λ_1 来表征目标的主导散射机制^[46]。但这样会导致其余两个特征值所对应的散射机制的丢失，也就是说，除主导散射机制外，其余两种散射机理被直接舍弃，这就难免造成信息的损失。同时，由 2.3.3 节内容可知，在满足互易性条件 $S_{HV} = S_{VH}$ 下， \mathbf{k}_{4L} 由 4 维数据简化为 3 维数据 \mathbf{k}_{3L} 。但是在实际的研究中，尽管理论上互易性原理成立，但由于设备的机械误差、数据录取时环境条件的微弱变化等原因的存在，在基于所录取的实测数据进行极化信息分析后，所得到的结果中只能满足关系式 $S_{HV} \approx S_{VH}$ 。因此，这里我们基于原 4 维的信息 \mathbf{k}_{4L} 来进行进一步的深入研究。

由式(2-21)与式(2-27)可得到极化协方差矩阵 \mathbf{C} ：

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \langle \mathbf{k}_{4L} \mathbf{k}_{4L}^H \rangle \\ &= \begin{bmatrix} \langle |S_{HH}|^2 \rangle & \langle S_{HH} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VH}^* \rangle & \langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{HV} S_{HH}^* \rangle & \langle |S_{HV}|^2 \rangle & \langle S_{HV} S_{VH}^* \rangle & \langle S_{HV} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VH} S_{HH}^* \rangle & \langle S_{VH} S_{HV}^* \rangle & \langle |S_{VH}|^2 \rangle & \langle S_{VH} S_{VV}^* \rangle \\ \langle S_{VV} S_{HH}^* \rangle & \langle S_{VV} S_{HV}^* \rangle & \langle S_{VV} S_{VH}^* \rangle & \langle |S_{VV}|^2 \rangle \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4-12)$$

其中， $\langle * \rangle$ 表示求统计平均。

这样，由式(4-10)与式(4-12)可得：

$$\mathbf{C} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^{-1} = \sum_{i=1}^4 \lambda_i \langle \mathbf{C} \rangle_i = \lambda_1 u_1 u_1^* + \lambda_2 u_2 u_2^* + \lambda_3 u_3 u_3^* + \lambda_4 u_4 u_4^* \quad (4-13)$$

其中， $\mathbf{\Lambda}$ 表示一个 4 维的实对角方阵，且各对角元素是非负的（ $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \lambda_4 \geq 0$ ）； $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \mathbf{u}_3 \ \mathbf{u}_4]$ 是一个 4 维的酉矩阵，且其中的 \mathbf{u}_1 、 \mathbf{u}_2 、 \mathbf{u}_3 和 \mathbf{u}_4 分别为四个归一化的正交特征矢量。

基于上述，可以得到 4 个代表不同散射机制能量值的特征值，为了研究不同特征值之间相关关系的含义，我们尝试分析以下几个极化特征：

第一个极化特征 d_1 ：

$$d_1 = \frac{\sum_{i=2}^4 \lambda_i}{\lambda_1} \quad (4-14)$$

其中， λ_i 为特征值。

极化特征 d_1 表征了目标各特征值之间，最大特征值与其它特征值之间的相对关系。也就是说， d_1 可以通过极化目标分解后，根据所占能量值最大的分解子特征与其余能量值所对应的分解子特征之和之间的差异性来检测目标。雷达信号中，噪声有其固有的随机性，但是目标的存在，会打破纯杂波的随机性，从而增加可用于目标检测的极化信息。

第二个极化特征 d_2 ：

$$d_2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=2}^4 \lambda_i^2}{\lambda_1^2}} \quad (4-15)$$

与极化特征 d_1 相类似， d_2 使用了与 d_1 相同的原理，只不过在原来的基础上对特征值做了平方和并求根的处理。

第三个极化特征是散射熵 H ：

$$H = \sum_{i=1}^n -P_i \log_n P_i \quad (4-16)$$

其中， $P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i}$ ； $n=4$ 。

在物理研究领域，熵通常用来描述物理随机性的大小，这里的散射熵 H 也不例外。 H 可以用来分析回波信号中散射目标的随机程度，且 H 的取值区间为 $[0,1]$ 。对于 IPIX 雷达实测数据来说， H 的值越大，意味着散射目标随机性越大，这就说明目标存在的可能性越小，反之则目标存在的可能性越大。对于临界状态来说，当 $H=1$ 时，此时描述的便是一个完全随机的散射目标状态，也就是说，不存在有目标存在的可能性，是一个仅包含随机噪声的状态；当 $H=0$ 时，此时描述的便是一个实际目标，相比于目标而言，噪声的存在基本可以忽略，且对于目标来说，整个散射过程中，其它散射分量的能量远低于主散射分量，反应到上述问题中，也就意味着特征值 λ_1 的值远大于其它特征值的总和^[47]。

基于上述理论研究以及 1.3 节 IPIX 雷达的数据, 可以进行基于回波极化非相干分解的目标检测实验。图 4-1 是其中一次实验的检测结果。

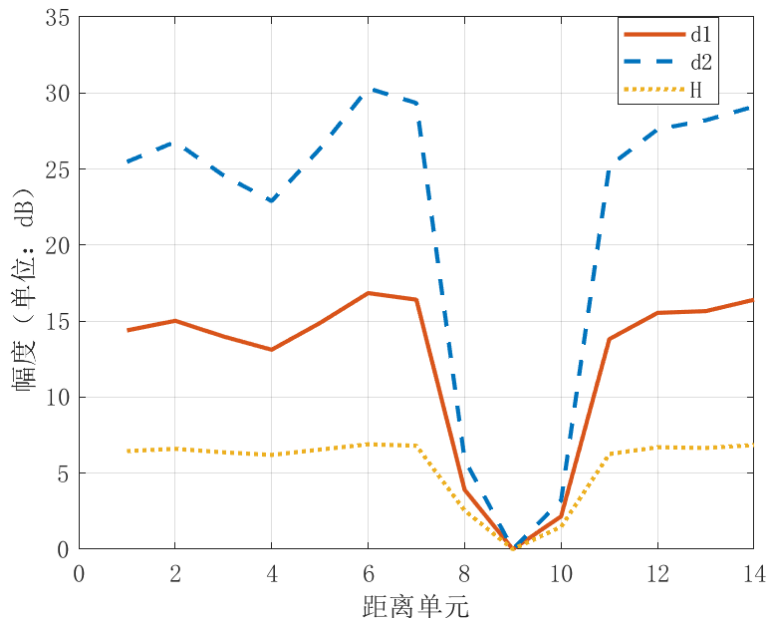


图 4-1 基于非相干分解的目标检测结果

从图 4-1 可知, 上述三种极化特征的结果值在 9 距离门处都存在着明显的波谷。对于极化特征 d_1 和 d_2 来说, 意味着相比于其它距离门, 9 距离门处特征值表达式中的分子的值明显要低, 那么, 结合 Cloude 分解理论, 我们可以认为 9 距离门处的未知检测目标可以分解为两种极化形式, 其中一部分所占的能量比重极大, 几乎接近于所有回波能量; 而剩下的部分能量总值占比很小。这样, 根据两个极化特征的分析, 可以认为距离门 9 处存在着目标。与此同时, 相比于其它距离门处的检测结果, 距离门 8 与距离门 10 处的检测结果也明显与之存在较大差异, 这里, 根据 3.2.2 节的内容可知, 8 与 10 距离门属于次目标区间。

对于 d_1 和 d_2 两种检测方法, 从图中看出, 两条曲线的走势是十分相近的, 这也是由于两种方法的思想理念相同, 才造成的两个方法的检测趋势基本保持一致。再对比 d_1 和 d_2 两种检测方法之间, 可以看出, 除目标区间外的其它距离区间, d_2 方法的检测结果 dB 值明显高于 d_1 方法的检测结果 dB 值。这主要是因为 d_2 方法原理中存在关系式 $\lambda_i/\lambda_1 \geq (\lambda_i/\lambda_1)^2$, 其中 $i=2,3,4$ 。基于这个特性, d_2 方法的一个优点就是可以得到较大检测结果 dB 差, 这样更加容易分辨出目标。

再观察散射熵 H , 相比于 d_1 和 d_2 两种方法, 该方法的检测结果中, 除目标区间外, 其它检测区间的 dB 值都远小于其它两种检测方法, 但是该方法的优势在于随机熵的理论原理, 所以很显然, 在各非目标区间, 图中的幅度值基本上

呈现水平直线，其检测结果基本相一致。这也从侧面表明了海杂波类似于通常所研究的信号噪声。该优势也有利于提高检测方法的鲁棒性。

表 4-1 给出了三种检测方法的目标检测成功概率。

表 4-1 基于非相干分解的目标检测成功概率

检测方法	d_1	d_2	H	不变量检测
检测概率	85.71%	83.33%	88.10%	85.71%

从表 4-1 可以看出，三种方法中，基于随机熵 H 的方法检测成功率最高，达到 88.10%，极化特征 d_1 方法次之，极化特征 d_2 方法最低。同时，将极化分解的检测方法与三不变量检测方法相比较，可看出随机熵方法依然具有性能优势。这说明，对于形状接近规则的均匀导电球散射体来说，在进行雷达数据分析时，虽然可以看作点目标，利用极化散射矩阵来进行相干分析，但是基于统计特性的非相干分解方法依然展示出其检测性能的优越。将目标视为时变量，比简单的将目标视为点目标更加能够体现目标的极化特性，即使目标在雷达视线内完全可以被视为点目标。

注意到各方法对不同数据的检测能力不同，为了评估检测算法的性能，这里提出两个数据量来分别表示算法对主次目标区分度与目标海杂波区分度。

其中，使用 f_1 来定义主次目标区分度：

$$f_1 = \min(x_i) - x_m \quad (4-17)$$

式中， m 表示主目标区间的距离门； x_m 为目标区间检测结果，通常来说， $x_m = 0 \text{ dB}$ ； i 为数据对应次目标区间值。

由于 f_1 代表着与主目标区间结果最近的次目标区间与主目标区间的 dB 差，因此可以用 f_1 来表征算法对分辨主次目标区间的区分度。若 f_1 大于 0 dB，则认为算法检测主次目标区间成功，且 f_1 的值越大，区分度越高；若 f_1 小于 0 dB，则认为算法检测主次目标区间失败。

图 4-2 是选取代表性的 14 个数据文件中的 f_1 结果。

由图 4-2 可知，三种检测方法中， d_2 方法的主次目标区分度显著大于其它两种方法， H 方法的区分度最低， d_1 方法的区分度介于上述两者之间。结合表 4-1 来看，三种检测方法中， H 方法的目标检测成功概率最高， d_2 方法的检测成功率最低， d_1 方法的检测成功率介于上述两者之间。由此可知，检测成功率与目标区分度之间是负相关，要想得到更高的检测成功率，就要牺牲部分的目标与非目标之间的区分度。通常而言，我们追求更高的检测成功率，所以在一定的范围内可以适当压缩区分度的 dB 值。

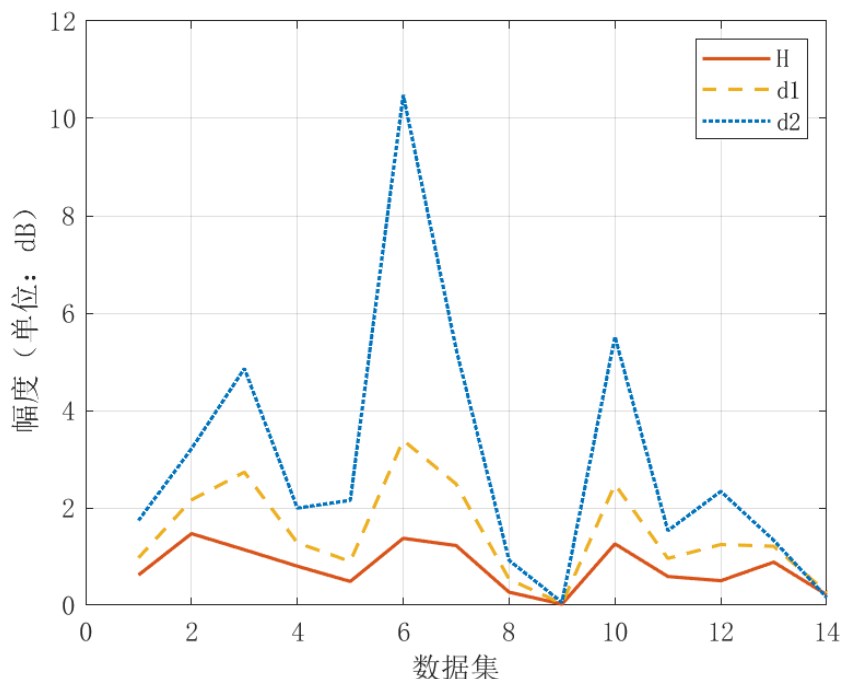


图 4-2 主次目标检测 dB 差

对于不同的数据集来说, 观察图 4-2 可知, 在数据集 6 中, 主目标区间与次目标区间的差异最大, 方法 d_2 能够使 f_1 值达到 10 dB 以上; 而对于数据集 9 来说, 此时的主次目标差异已经非常不明显。

同样地, 可以采用 f_2 来定义目标区间与海杂波区间的区分度:

$$f_2 = \min(x_i) - x_m \quad (4-18)$$

其中, m 表示主目标区间的距离门; x_m 表示目标区间的检测幅值, 通常来说, $x_m = 0$ dB; $i = 1, 2, \dots, 14$ 且 i 不为主次目标区间。

由于 f_2 代表着目标区间与最小检测结果 dB 值海杂波区间之间的 dB 差, 因此可以用 f_2 来表征上述算法对分辨目标区间与海杂波区间的区分度。若 f_2 大于 0, 则认为算法检测目标区间与海杂波区间成功, 且 f_2 的值越大, 区分度越高; 若 f_2 小于 0, 则认为算法检测目标区间与海杂波区间失败, 没有达到目标检测的目的。

图 4-3 是选取代表性的 14 个数据文件中的 f_2 结果。

由图 4-3 可知, 数据集中的 2 数据目标与海杂波的区分度最高。同时对比图 4-2 与图 4-3 可以发现, 目标与海杂波之间的差异要整体高于主目标与次目标之间的差异, 这个结论是符合实验事实的。相较而言, 与图 4-2 类似, 图 4-3 中的 d_2 方法结果值显著大于其它两个方法, H 方法的结果最小, d_1 方法介于二者之间。

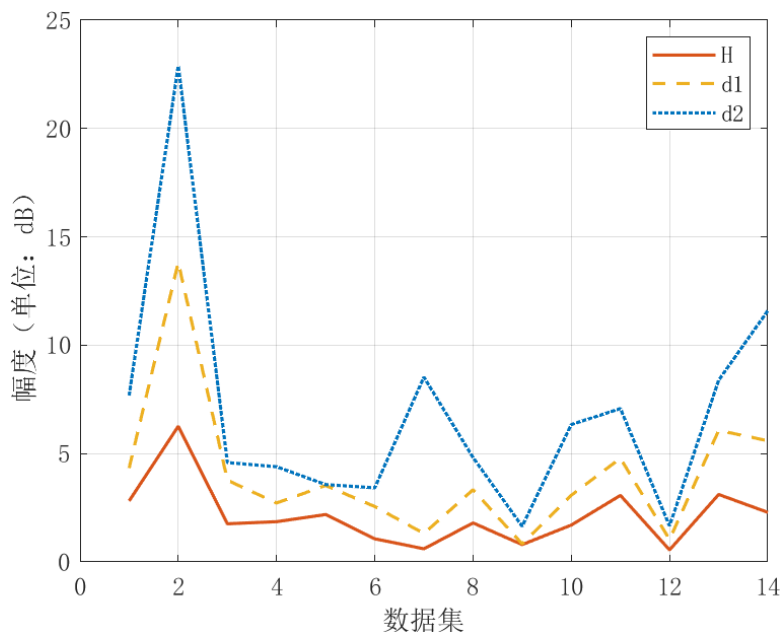


图 4-3 目标海杂波检测 dB 差

4.4 目标识别

在 4.3 节中可知，通过分析 Cloude 极化分解后特征值之间的差异关系，可以达到目标检测的目的。那么同样的也可以利用特征值之间的差异进行目标识别。

由 3.3 节可知，在矩阵距离的研究中存在矩阵相似度的概念，可以通过判别矩阵距离的方法来进行基于极化散射矩阵的目标识别。但是在这一章内容中，我们不再直接利用散射矩阵，而是在非相干分解理论下，转为使用 4 个从大到小的特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4 。这样，可以将四个特征值组合为一个 4 维向量，如下所示：

$$\mathbf{\Lambda} = [\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \lambda_3 \quad \lambda_4]^T \quad (4-19)$$

相应的，3-3 节所示的矩阵距离问题也转化为向量 $\mathbf{\Lambda}$ 之间距离的问题。

考虑两个向量 $\mathbf{a}_{1 \times n}$ 与 $\mathbf{b}_{1 \times n}$ ，定义以下几种方法来判定向量距离：

(1) 定义两个向量的 d_1 距离：

$$d_1(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i| \quad (4-20)$$

这里， $n=4$ 。

l_1 距离是最直观体现向量距离的方法，在简单几何度量空间中， l_1 距离可以

认为是空间中两个点在标准坐标系下基于绝对轴距的距离总和，这种距离也被称作曼哈顿距离。

(2) 定义两个向量的欧式距离 d_r :

$$d_r(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (4-21)$$

这里， $n=4$ 。

欧式距离 d_r 是最常见的向量距离，它意味着在 n 维欧几里得空间 R^n 中两个点的连线的线段长度。

(3) 定义两个向量的 Cosine 距离 d_{\cos} :

$$d_{\cos}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n b_i^2}} \quad (4-22)$$

这里， $n=4$ 。

两个不平行的向量之间一般存在着计算夹角大小的问题，可以用两个向量夹角的 \cos 值来判定夹角的大小，在这里，为了保持与其它方法的统一，对原 \cos 值做了相关处理。这样，根据上式可知， d_{\cos} 值越大，两个向量的夹角越大，反之则越小。

(4) 定义两个向量的切比雪夫距离 d_c :

$$d_c(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \max(a_i - b_i) \quad (4-23)$$

其中， $i=1,2,3,4$ 。

这里，所使用的数据如 1.3 节以及表 3-2 所示。

表 4-2 给出了分别使用上述五种识别方法所得到的识别成功率结果对比。

表 4-2 基于非相干分解的目标识别成功概率

识别方法	d_1	d_r	d_{\cos}	d_c
识别结果	82.14%	82.14%	85.71%	80.36%

从表 4-2 可知，四种向量识别方法中，采用 \cos 值的 Cosine 距离方法识别成功率最高，识别能力最强。采用曼哈顿距离的 d_1 方法和采用欧氏距离的 d_r 方法的识别能力相同，这也与两种方法的识别原理相近有关，从 3-3 节可知，两种方法的本质是 $l_{r,p}$ 范数理论。两者与 d_{\cos} 方法的识别成功概率相差 3.57%。采用切比雪夫距离的 d_c 方法在所有四种方法中识别能力最差，也就是说，单纯只

考虑特征值中的最大差值，无法完全描述一个目标，这会导致回波信号中目标信息的部分丢失，从而造成算法识别的错误。 d_c 方法的识别成功率相较 d_{\cos} 方法而言相差 5.35%。

图 4-4 展示了实验的识别结果。从图中可以看出， d_1 方法、 d_r 方法和 d_c 方法的散落点重合率很高，但是在少数点上存在一定的差异。相比较而言， d_{\cos} 方法的散落点与另外三种方法存在明显差异，不同目标的区分度也高于其他三者，对于大部分目标都能得到较好的分辨结果。

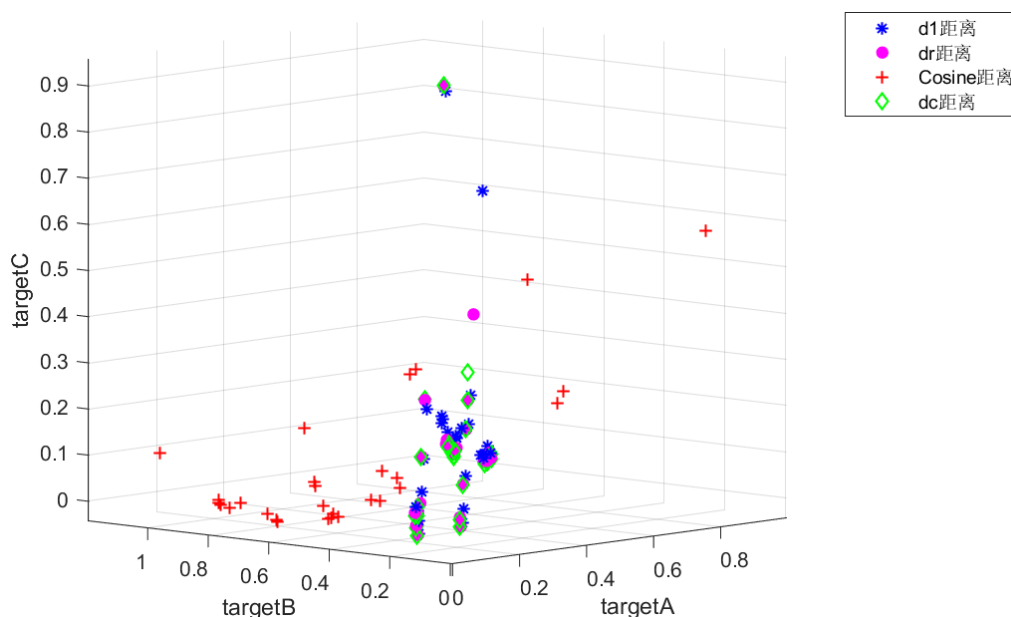


图 4-4 目标识别结果

4.5 本章小结

本章详细讲述了目标的极化分解理论以及在目标检测与识别中的应用。其中主要利用基于极化协方差矩阵的 Cloude 分解，提取四个表征散射目标散射机理构成的特征值，来对 IPIX 雷达所录数据的海上目标进行检测与识别。

在 4.3 节目标检测中提取了 d_1 、 d_2 和随机熵 H 3 个极化特征来分别进行目标检测实验，并定义了主次目标检测结果 dB 差 f_1 和目标海杂波检测结果 dB 差 f_2 两个标准来评估检测方法的区分度。最终结果显示随机熵 H 的目标检测方法的检测能力最强，检测成功概率达到了 88.10%，但是随机熵 H 的区分度在三个方法中最差；与之相反的， d_2 方法的检测成功率最低，但是区分度最高； d_1 方法的检测能力与区分度居于上述两种方法之间。这说明算法的检测能力与结果区分度之间是负相关的关系。同时，对比第三章和第四章的检测结果，可以得

知，将散射目标视为时变量，比简单的将目标视为点目标（稳态目标）更加能够体现目标的极化特性，即使目标在雷达视线内完全可以被视为点目标。

在 4.4 节中，将目标分解后所提取的 4 个特征值组合为一个 4 维向量，并定义曼哈顿距离 d_1 、欧式距离 d_r 、Cosine 距离 d_{\cos} 和切比雪夫距离 d_c 四种向量距离判别方法，来进行目标识别。最终结果显示，对于向量来说， d_{\cos} 方法的识别概率最高。

结 论

电磁波是矢量波，这就意味着除了波的幅度、相位和频率属性之外，依然还有着另外一个可以用来加以利用的本质属性——极化。到目前为止，极化已经被应用到了雷达信号处理的方方面面，成为了科研工作者们不可或缺的重要工具手段，并且在未来，极化技术依然存在着很好的发展前景。本文利用极化信息，分析了海杂波背景下的散射目标，并设计算法，对海面目标散射体进行了目标检测与识别。

本文首先简单阐述了目前研究所使用的极化基础理论，包括对电磁波极化的几种表述方式，以及对目标散射体的极化描述；基于这些理论基础，结合上述 IPIX 雷达的数据，进行了基于极化散射矩阵以及极化分解的目标检测与识别工作。

本文的主要研究工作总结如下：

第 1 章绪论部分是对本文的行文目的、课题研究内涵以及研究范围的整体概括，重点论述了本文的研究背景和研究意义，并简单论述了国内外有关于雷达极化信息的研究现状，之后说明了本文研究所使用的加拿大 McMaster 大学的 IPIX 雷达数据，最后介绍了本论文的主要研究内容和大致结构安排。

第 2 章是本文对研究理论的具体介绍。首先详细说明了矢量电磁波的三种表征方法：从几何角度表述的极化椭圆表示法，首先加深到采用 2 维复矢量直接表述的 Jones 矢量表示法，最后深入到具有统计表述意义的 4 维 Stokes 矢量表示法。之后阐述了对散射体的极化描述，引入了极化散射矩阵，并简单列举分析了几种常见的典型散射体的散射矩阵。最后在此基础上进而分析极化相干矩阵和极化协方差矩阵。为第 3 章和第 4 章的研究奠定基础。

第 3 章是本文的重点研究内容。在极化目标检测与识别领域，极化不变量是具有代表性的极化特征。本章通过分析雷达回波中的极化不变量，并结合 DOA 估计算法中最经典的 MUSIC 算法原理，设计了一种新的检测算法。新算法的检测能力要远大于单一依靠一个极化不变量对目标进行检测的方法。同时，根据实验结果，发现新算法对于纯海杂波干扰下的目标检测能力十分突出，检测结果不仅较好，还能得到较高的区分度。也就是说，这样不仅能够通过算法来检测目标散射体的位置，还能够简单地评估目标回波信号中的噪声成分。为了评估算法对回波信号中主次目标以及目标与海杂波差异的分辨能力，提出了两个区分度的评估方法。其次，结合分类问题中的聚类思想，本章论述了基于

矩阵距离的五种目标识别方法，其中，目标散射矩阵行列式的值作为一个极化不变量，正因此特性，使得基于散射矩阵行列式差值的方法利用极化信息最为全面，识别能力最强。

第4章是本文的另一个重点研究内容。本章首先阐述了极化目标的极化分解理论，并基于非相干分解中的 Cloude 分解理论基础，分解得到4个代表目标散射特性的特征值。根据这4个特征值，来进行 IPIX 雷达海面目标的检测与识别。在目标检测中，本章提出了三种检测方法，分别是特征方法 d_1 、特征方法 d_2 以及随机熵 H 。相应的，与第3章类似，本章提出了两个评估检测方法对回波信号中主次目标以及目标与海杂波差异的分辨能力的区分度。最后结果表明，随机熵 H 的目标检测能力最强，检测成功概率达到了 88.10%，但是随机熵 H 的区分度在三个方法中最差；与之相反的，特征方法 d_2 的检测成功率最低，但是区分度最高；特征方法 d_1 的检测能力与区分度居于上述两种方法之间。这说明算法的检测能力与结果区分度是负相关的关系。同时，对比第三章和第四章的检测结果，可以得知，将散射目标视为时变量，比简单的将目标视为点目标（稳态目标）更加能够体现目标的极化特性，即便目标在雷达视线内完全可以被视为点目标。之后，将4个特征值组合为一个表征各目标的4维特征值矢量，并定义曼哈顿距离 d_1 、欧式距离 d_e 、Cosine 距离 d_{\cos} 和切比雪夫距离 d_c 四种向量距离判别方法，来进行目标识别。最终结果表明，对于矢量来说，基于 Cosine 距离的 d_{\cos} 方法的识别成功概率最高。

本文围绕极化散射矩阵与极化分解理论对海上目标进行了目标检测与分类识别的实验，取得了良好的效果。但是本课题的内容还需要进一步的探索，有着更大的提升空间：

- （1）针对本文所用的数据，需要进一步的分析其海杂波的独有特性，来提高相关算法对分辨目标与海杂波的能力。
- （2）本文所提出的目标检测与识别方法虽然取得一定的成效，但还需要进一步的完善，以提高算法的检测成功概率与识别成功概率。
- （3）人工神经网络（ANN, Artificial Neural Network）具有自适应、自组织性、自学习性等特性，为极化领域的雷达目标识别提供了一种新的更加前沿的可能的的方法。在本文的上述研究基础上，可以结合神经网络的特性，建立独特的极化目标识别库，来提高识别算法的成功率。

参考文献

- [1] 崔少鹏. 基于时频分析的海杂波背景下目标检测[D]. 哈尔滨工业大学, 2014: 11-45.
- [2] ZHAO R, XU X. Target scattering mechanism analysis from polarization wideband radar signatures[C]// 2019 International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA). 2019.
- [3] SHI L, PANG C, YANG Y, et al. Full polarization scattering characteristic measuring system for dynamic radar targets[C]// 2019 14th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). IEEE, 2019.
- [4] JING W, FEI W, ZHOU J. Radar target scattering center extraction based on the full-polarization GTD model[C]// International Joint Conference on Computational Sciences & Optimization. IEEE Computer Society, 2009.
- [5] BO R, SHI L, XIAO S, et al. Statistical properties of the polarization ratio for radar returns with deterministic polarized targets in clutter[C]// 2015 European Radar Conference (EuRAD). IEEE, 2015.
- [6] LIU F, MING L, WEI Y, et al. The influence of rain clutter on analysis of target polarization properties[C]// 2019 Photonics & Electromagnetics Research Symposium - Fall (PIERS - Fall). 2019.
- [7] SMITH J, RUSSELL S J, BROWN B E, et al. Electromagnetic forward-scattering measurements over a known, controlled sea surface at grazing[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2004, 42(6): 1197-1207.
- [8] 陈世超,高鹤婷,罗丰. 基于极化联合特征的海面目标检测方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(04): 664-673.
- [9] TANG J, LIANG H, ZHU Z, et al. Floating small target detection algorithm based on features fusion of full polarization information in sea clutter[C]// 2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2021.
- [10] ZHANG Y, YUE T, YU C, et al. Small target detection in sea-clutter based on time-doppler spectrum[J]. 2021.
- [11] ZHANG Y, SHU Q, JIANG T. A GLRT-based polarimetric detector for sea-surface weak target detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,

2020.

- [12] XU S, ZHENG J, JIA P, et al. Sea-surface floating small target detection based on polarization features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018.
- [13] CHEN S, LUO F, LUO X. Multiview feature-based sea surface small target detection in short observation time[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020.
- [14] WANG M, XIE M, SU Q, et al. Identification of ship and corner reflector based on invariant features of the polarization[C]// 2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). IEEE, 2019.
- [15] XI L, LIN L, SHAO X. A target polarization recognition method for radar echoes. IEEE, 2010.
- [16] ZHANG R, ZHANG L, WANG Y, et al. Radar target recognition based on polarization invariant[C]// 2018 12th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory (ISAPE). 2018.
- [17] WANG F, GUO R, HUANG Y. Radar target recognition based on some invariant properties of the polarization scattering matrix[C]// 2011 3rd International Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR). IEEE, 2011.
- [18] MARTORELLA M, BERIZZI F, MESE E D. On the fractal dimension of sea surface backscattered signal at low grazing angle[J]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 2004, 52(5): 1193-1204.
- [19] 王被德. 电磁波的极化及其应用[J]. 电波科学学报, 1999(03): 347-356. DOI:10.13443/j.cjors.1999.03.018.
- [20] STOKES G G. On the composition and resolution of streams of polarized light from different sources[J]. Transactions of the Cambridge Philosophical Society, 1852, Vol.9, 399-416.
- [21] JONG-SEN LEE, ERIC POTTIER. Polarimetric radar imaging: From basics to applications[M]. CRC Press Taylor and Francis Group, 2009.
- [22] SINCLAIR G. The Transmission and reception of elliptically polarized waves[J]. Proc Ire, 1950, 38(2): 148-151.
- [23] BOERNER W M. Radar Polarimetry -- A state-of-the-art overview[C]// Asia-Pacific Microwave Conference. IEEE, 1992.

- [24] 蒲佳. 基于极化特征的海面漂浮小目标检测方法[D]. 西安电子科技大学, 2018: 9-10.
- [25] 王珂. 极化理论和相关极化技术在阵列信号处理中的应用[D]. 电子科技大学, 2009: 24-29.
- [26] 顾为亮. 基于多极化特征联合的海面目标检测[D]. 南京邮电大学, 2021: 13-14.
- [27] BICKEL S H. Some invariant properties of the polarization scattering matrix[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1965, 53(8): 1070-1072.
- [28] 张丹. 高频电波在加热电离层中传播效应的若干问题研究[D]. 西安电子科技大学, 2018: 57-61.
- [29] 宋新景. 基于极化特征的雷达目标识别技术[J]. *雷达科学与技术*, 2016, 14(01): 39-44+53.
- [30] 王福友,罗钉,刘宏伟. 基于极化不变量特征的雷达目标识别技术[J]. *雷达科学与技术*, 2013, 11(02): 165-172.
- [31] SCHMIDT R, SCHMIDT R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation*, 1986, 34(3): 276-280.
- [32] 王军. 浅议空间谱估计测向技术的实用化问题[J]. *中国无线电*, 2010(06): 61-63.
- [33] 章永来,周耀鉴. 聚类算法综述[J]. *计算机应用*, 2019, 39(07): 1869-1882.
- [34] 高月,杨小飞,马盈仓,汪义瑞. 基于共享 k-近邻与共享逆近邻的密度峰聚类[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(20): 43-51.
- [35] 曹端喜. 聚类算法的改进和聚类有效性指标的研究[D]. 南京邮电大学, 2021: 9-13.
- [36] YU, BIN, JOSEPH, et al. Impact of regularization on spectral clustering[J]. *Annals of Statistics An Official Journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 2016.
- [37] 张要,马盈仓,杨小飞,朱恒东,杨婷. 基于 $L_{(2,1)}$ -范数距离的约束相似矩阵的聚类算法[J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(03): 726-733.
- [38] NIE F, HUANG H, CAI X, et al. Efficient and robust feature selection via joint ℓ_2 , ℓ_1 -Norms minimization[C]// *International Conference on Neural Information Processing Systems*. Curran Associates Inc. 2010.
- [39] HUYNEN J R. Phenomenological theory of radar targets[J]. *Electromagnetic*

Scattering, 1978: 653-712.

- [40] LEE J S, Pottier E. Polarimetric radar imaging: from basics to applications[M]. 2009.
- [41] KROGAGER E. New decomposition of the radar target scattering matrix[J]. Electronics Letters, 1990, 26(18): P.1525-1527.
- [42] CLOUDE S R, POTTIER E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1997, 35(1): 68-78.
- [43] AN W, YI C, JIAN Y. Three-Component model-based decomposition for polarimetric SAR Data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(6): 2732-2739.
- [44] 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: 52-58.
- [45] WANG P, CAO F, HONG W. Investigation of the scattering intensity parameters and the hue-saturation based color space models used in the Cloude-Pottier decomposition method[C]// 2009: 1-4.
- [46] 张胜峰,朱新国,马超. 基于 Cloude 分解的宽带双极化特征提取分析[J]. 电子测量技术, 2018, 41(24): 99-102.
- [47] 闫昆. 全极化雷达高分辨距离像目标识别方法研究[D]. 西安电子科技大学, 2013: 48-51.