

# 硕士学位论文

## 非同质分布背景下的高频雷达目标多帧检测技术研究

### RESEARCH ON MULTI-FRAME TARGET DETECTION TECHNIQUES ON INHOMOGENOUS BACKGROUND FOR HIGH FREQUENCY RADAR

郝松

哈尔滨工业大学

2011 年 6 月

国内图书分类号：TN958.93  
国际图书分类号：621.396.96

学校代码：10213  
密级：公开

## 工学硕士学位论文

# 非同质分布背景下的高频雷达目标多帧检测技术研究

硕士研究生：郝松

导师：张宁教授

申请学位：工学博士

学科：信息与通信工程

所在单位：电子与信息工程学院

答辩日期：2011年6月

授予学位单位：哈尔滨工业大学

Classified Index: TN958.93

U.D.C: 621.396.96

Dissertation for the Master's Degree in Engineering

**RESEARCH ON MULTI-FRAME TARGET  
DETECTION TECHNIQUES ON  
INHOMOGENOUS BACKGROUND FOR HIGH  
FREQUENCY RADAR**

<b>Candidate:</b>	Hao Song
<b>Supervisor:</b>	Prof. Zhang Ning
<b>Academic Degree Applied for:</b>	Master of Engineering
<b>Speciality:</b>	Information and Communication Engineering
<b>Affiliation:</b>	School of Electronics and Information Engineering
<b>Date of Defence:</b>	June, 2011
<b>Degree-Conferring-Institution:</b>	Harbin Institute of Technology

## 摘 要

利用高频段垂直极化电磁波在海洋表面绕射的原理，高频地波超视距雷达（High Frequency Surface Wave Radar, HFSWR）能够实现全天候、大范围超视距探测，并且可以避免针对传统微波雷达设计的隐身技术对检测性能的损害。这些有利特性使得 HFSWR 在军事和民用领域都获得了广泛的应用。然而，HFSWR 检测背景中多源杂波（如海杂波、电离层杂波、大气噪声等）的共同干扰使得检测平面呈现非同质特性，背景统计特性难以用单一统计分布进行描述，这使得目标检测的难度大大增加。

为此，本文深入研究真实 HFSWR 系统检测背景的统计分布特征，针对弱目标检测问题，提出了一种基于检测背景统计特性分析的多帧检测策略。这一策略包括 HFSWR 检测背景分割、分割区统计特性分析、基于分割区统计特性的检测平面均匀化以及均匀检测平面下的检测前跟踪技术应用四个主要模块。本文针对这四个模块的关键技术展开研究，主要内容如下：

1. 提出了一种快速 Viterbi 算法实现检测前跟踪技术。检测前跟踪技术相比于传统先检测后跟踪技术能够更加有效的检测到信噪比更低的小目标。Viterbi 算法是动态编程算法实现检测前跟踪的一种手段，本文提出的快速 Viterbi 算法是对常规算法的一种改进，特点是计算量更低、避免了常规算法中的能量扩散效应、检测性能与常规算法相当。这种新算法并不局限于在高频雷达中使用，可以推广到其他体制雷达目标检测、红外目标检测、视频目标跟踪等领域。

2. 采用云模型方法对 HFSWR 检测背景进行了区域分割，将不具有统一分布特性的检测背景分割成强散射区、中等散射区和弱散射区。并分别对三个分割区进行了统计分析，利用不同参数的 Weibull 分布对各个散射区进行拟合。并利用分割区拟合线性度、分割区之间的 KL 散度等指标对分割结果进行了评价和优化。检测背景分割为利用已知统计分布对 HFSWR 非同质检测背景进行描述提供了可能，为利用统计特征选择、设计检测手段奠定了基础。

3. 利用分割结果对 HFSWR 非同质检测背景进行了均匀化，得到了统一的指数分布检测平面。首先利用一元曲线回归分析对检测背景进行野值剔除，避免强杂波、噪声、目标等对检测背景分布参数估计的影响；然后将具有 Weibull 分布特征的检测平面转化为均匀的指数分布检测平面。检测平面的均匀化为经典恒虚警检测手段以及检测前跟踪技术的实施奠定了基础。

4. 综合以上模块,提出了一种基于检测背景分割的 HFSWR 弱目标多帧检测策略。综合运用检测背景分割、统计特征分析、检测平面均匀化、检测前跟踪技术等手段实现 HFSWR 复杂背景下的弱目标检测。通过对实测数据背景加仿真目标进行 Monte-Carlo 实验,证明本文提出的多帧检测策略对于高频地波超视距雷达弱目标具有良好的检测性能。

本文提出的基于背景统计特性分析的多帧检测策略,对 HFSWR 弱目标具有良好的检测性能。检测策略中涉及到的快速 Viterbi 算法可以被推广到其他应用领域。背景分割及统计分析方法则为复杂信息处理提供了一种新的思路。

**关键词:** 高频地波雷达; 弱目标检测; 背景分割; 统计特性分析; 检测前跟踪; 多帧检测策略

## Abstract

Taking advantage of the principle of vertically polarized electromagnetic waves propagating along the sea surface, High Frequency Surface Wave Radar (HFSWR) can realize all-weather, long range, over the horizon detection, and can avoid the performance loss caused by stealth technology traditionally designed for microwave radar. Consequently HFSWR is widely used in both military and civilian areas. However, the detection background is very complicated due to the interference of multi-source clutter, such as sea clutter, ionosphere clutter, environment noise etc. the statistic character of the background is hard to describe with a single statistic distribution, which dramatically increase the detection difficulty.

This dissertation deeply researches the statistic character of real HFSWR detection background, and proposes a multi-frame detection strategy based on background statistical analysis aiming at dim target detection. This strategy includes HFSWR detection background segmentation, partition statistical analysis, detection platform transformation based on statistical analysis and Track before Detect (TBD) algorithm on the new platform. This dissertation is composed of studies on the key technologies of these four parts, and the outline is as follows:

1. A Fast Viterbi algorithm for TBD is proposed. Track before Detect algorithm can detect dim target with low Signal to Noise Ratio (SNR) more effectively than traditional track after detect technology. Viterbi algorithm is one means to realize TBD, and the so called Fast Viterbi algorithm proposed in this dissertation is an improved version of the traditional algorithm. Its character is of low computational cost, avoiding target spread effect, the same detection performance as traditional algorithm. Also this new algorithm can be utilized by other radar detection, inferred detection, video targets track and etc.

2. Implement HFSWR detection background segmentation with cloud model. The background is divided into 3 partitions: weak scattering area, medium scattering area and strong scattering area. Every partition is statistical anglicized and fitted by Weibull distribution with different parameters. Linearity of fitting results of every partition and KL divergence of different partition are utilized to measure and optimize the segmentation. The segmentation provides the possibility to describe the statistical character of the background with known distributions, and can help the detection strategies selection according to statistical character.

3. A uniform platform of exponential distribution is achieved through detection platform transformation based on segmentation results. Firstly unary curvature regression analysis is utilized to eliminate outliers in HFSWR background to avoid

the influence of strong clutter and noise on parameter estimates; secondly the origin Weibull characterized background is transformed to uniform exponential platform. Platform transformation is the basis of classic constant false alarm detection and TBD.

4. A multi-frame detection strategy aimed at dim targets based on based on background segmentation is proposed. This strategy comprehensively utilizes background segmentation, statistical analysis, detection platform transformation and TBD technology to detect dim targets in the complicated HFSWR background. Through Monte-Carlo simulation with synthetic targets in real data is carried out. Simulation results prove that this multi-frame detection strategy is of good performance on HFSWR dim targets.

The multi-frame detection strategy base on background statistical analysis is of good performance for HFSWR dim targets. The Fast Viterbi algorithm proposed in this dissertation can be promoted to other relative areas. Background segmentation and statistical analysis provide a new way to complicated information processing.

**Keywords:** HFSWR, dim targets detection, background segmentation, statistical analysis, Track before Detect, multi-frame detection strategy

# 目 录

摘 要 .....	I
ABSTRACT .....	III
第 1 章 绪 论 .....	1
1.1 课题背景及研究的目的和意义 .....	1
1.2 检测前跟踪技术概述 .....	2
1.3 雷达检测背景统计分析方法概述 .....	4
1.3.1 统计理论在雷达领域的应用 .....	4
1.3.2 HFSWR检测背景统计分析方法概述 .....	5
1.4 本文的主要研究内容 .....	6
第 2 章 检测前跟踪理论及算法研究 .....	7
2.1 引言 .....	7
2.2 仿真平台建立 .....	8
2.2.1 目标状态模型 .....	8
2.2.2 目标量测模型 .....	8
2.2.3 仿真平台图示 .....	10
2.3 动态编程算法 .....	11
2.3.1 Viterbi算法 .....	11
2.3.2 快速Viterbi算法 .....	11
2.4 算法比较与仿真结果 .....	13
2.4.1 能量扩散效应 .....	13
2.4.2 计算量比较 .....	14
2.4.3 检测性能比较 .....	15
2.5 本章小结 .....	16
第 3 章 HFSWR检测背景分割方法 .....	17
3.1 引言 .....	17
3.2 检测背景区域分割 .....	18
3.2.1 云模型分割方法 .....	18
3.2.2 基于云模型的RD谱分割 .....	20
3.2.3 分割区平滑后处理 .....	22
3.3 分割区统计特性分析 .....	24
3.4 分割效果衡量 .....	25



3.5 本章小结 .....	28
第 4 章 基于区域分割的检测平面均匀化 .....	29
4.1 引言 .....	29
4.2 检测平面野值剔除 .....	29
4.2.1 一元曲线回归分析 .....	30
4.2.2 基于曲线回归的HFSWR检测平面野值剔除 .....	31
4.3 检测背景指数化 .....	33
4.3.1 Weibull分布指数化 .....	33
4.3.2 Weibull 参数估计 .....	33
4.4 检测平面均匀化 .....	34
4.4 本章小结 .....	35
第 5 章 基于背景分割的多帧检测策略 .....	36
5.1 引言 .....	36
5.2 检测策略设计 .....	36
5.3 检测策略的性能分析方法 .....	38
5.3.1 实验数据 .....	38
5.3.2 单帧检测器设计方案 .....	39
5.3.3 澳大利亚高频雷达的双参数恒虚警检测算法 .....	39
5.3.4 多帧检测器设计方案 .....	40
5.4 实测背景下检测性能仿真分析 .....	40
5.5 本章小结 .....	45
结 论 .....	46
参考文献 .....	48
攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果 .....	51
哈尔滨工业大学学位论文原创性声明及使用授权说明 .....	52
致 谢 .....	53

# 第 1 章 绪 论

## 1.1 课题背景及研究的目的和意义

领海的监控对于濒海国家的国防具有重要的战略意义，是国防完整性的重要组成部分；而随着技术手段的发展，海洋资源的探测与开发在经济发展中所起到的作用也越来越大，尤其是在能源领域。因此，对于海岸区域的监控逐渐成为濒海国家不可避免的问题，而寻找合理和高效的传感器对海岸区域进行实时有效的探测与监视则是解决这一问题的首要手段。

雷达的出现为海岸监视提供了一种有效方案，然而不同种类的雷达因为雷达体制等原因存在着各自固有的问题。传统岸基微波雷达探测范围受到视距限制，即使提高雷达高度，也很难满足对沿海专属经济区（Exclusive Economic Zones, EEZ, 沿海 200 千米范围）完整的监视和管理；而机载雷达虽然提高了监视范围，但是又不能实现全天候作业；卫星遥感技术难以满足实时性要求。针对以上大范围、全天候、实时监控的要求，高频超视距雷达被应用到海岸监测中来。高频超视距雷达可分为天波雷达和地波雷达两个大类。天波超视距雷达（Sky Wave Over-the-Horizon Radar, Sky Wave OTHR）设备复杂、价格昂贵，存在距离盲区，不适用于海岸线附近目标的探测<sup>[1]</sup>。地波超视距雷达（High Frequency Surface Wave Radar, HFSWR）设备复杂度相对更低，能够满足近海区域的实时全天候监测需求。

HFSWR 利用高频段垂直极化电磁波在海洋表面绕射的原理<sup>[2]</sup>，可以对海面舰船目标、低空飞行目标实现超视距探测，其作用距离大致为 300 至 400 公里，可以填补微波雷达与天波超视距雷达所探测不到的盲区，从而三者的联合使用可构成完整的防御观察体系。因此，高频地波超视距雷达在我国海事防御系统中占有重要地位，具有广泛的应用前景和巨大的发展潜力。此外，由于舰船目标的雷达散射截面积（RCS）在高频频段（3-30MHz）主要处于谐振区和散射区，这就意味着是目标尺寸决定了目标 RCS 的大小而不是目标外形特征，这就使得针对传统微波雷达设计的隐身技术对高频地波雷达失去了效力。这一特点为高频地波雷达在军事领域的应用提供了巨大优势。

然而，高频雷达除了具有以上优势之外，也不可避免的面临很多问题，其中海杂波和电离层杂波的干扰是高频雷达弱目标检测所面临的主要困难。HFSWR 中的海杂波可大致分为一阶海杂波和高阶海杂波，其中一阶海杂波（Bragg 峰）通常比平均噪声水平高出 40dB 左右，而高阶海杂波受多种形态海

浪相互作用在谱特征上表现出较强的随机性。海杂波主要分布在多普勒频率较低的区域，而舰船目标受到航速限制通常处于这一区域，从而海杂波对舰船目标的检测造成了很大的干扰。电离层杂波的产生是由于雷达发射机在垂直方向的方向性差导致部分电磁波没有沿海平面传播而是发射到电离层，然后经过多种不同路径被接收机接收而产生。电离层杂波在方位-距离-多普勒（Azimuth-Range-Doppler, ARD）谱中通常表现出非常复杂的形态特征，如展宽、偏移、扭曲等<sup>[3]</sup>。复杂的作用机理（调制方式，传播路径）和表现形式（谱形态特征、起伏、时变）使得电离层杂波的识别和抑制变得异常困难。而电离层杂波通常占据了 ARD 谱中较大部分的单元，导致电离层杂波成为目标检测的又一困难。此外，高频超视距雷达检测背景中还包含大气噪声、流星余迹和雷电干扰等瞬态干扰，也增加了目标检测的难度。

总结以上分析，高频地波雷达目标检测所面临的主要问题如下：

首先，检测背景中海杂波幅度非常强，尤其是一阶海杂波，这就使得高频雷达中目标信噪比（SNR）相对很小，成为弱目标检测，使得传统单帧目标检测技术性能减弱；

其次，检测背景中有多源干扰存在，包括海杂波、电离层杂波、大气噪声和瞬态干扰等，使得检测背景统计特性异常复杂，同质异质杂波共存。这就使得传统恒虚警检测方法中检测背景具有一致的统计特性假设不成立，检测性能大幅下降。

这对这两点问题，本文试图设计一种弱目标检测策略，能够克服目标 SNR 低、检测背景统计特性复杂、同质异质杂波共存的问题。

针对弱目标检测问题，传统单帧检测技术检测性能受到限制。本文采用多帧检测技术来克服目标 SNR 低的问题，其中检测前跟踪技术能够大幅提高弱目标的检测性能，已经成为当前的研究热点。

而 HFSWR 检测背景统计特性复杂，难以用单一分布描述，从而使得传统检测策略难以实施。本文试图对 HFSWR 检测背景进行统计分析，尽最大可能获取背景中杂波分布信息，从而协助检测策略的设计。

## 1.2 检测前跟踪技术概述

在红外弱目标检测和视频图像处理领域，检测前跟踪方法已经被广泛的应用于小目标检测和跟踪<sup>[4, 5]</sup>。在雷达弱目标检测中，检测前跟踪（track-before-detect, TBD）方法近年来也引起了广泛的研究兴趣<sup>[6, 7]</sup>。

检测前跟踪技术的常用算法主要有 Hough Transform（HT）方法，动态编

程 (Dynamic Programming, DP) 方法, 粒子滤波 (Particle Filter) 方法等等。Carlson<sup>[8]</sup>于 1994 年首次提出将 HT 方法应用于雷达目标检测。Guo ShaoNan<sup>[9]</sup>采用点斜式 HT 实现了 TBD, 具体应用时把多帧数据的同一多普勒单元放到一起处理, 这样即可用 Hough Transform 处理一个距离—帧数 (时间) 二维结构。国内的孔敏<sup>[10]</sup>等人提出一种基于规格化的 HT 方法, 用以解决高频天波雷达距离维和方位维数量级差距过大的问题。何伍福等在文献[11]和文献[12]分别提出在 weibull 杂波分布和 Lognormal 杂波分布下采用 HT 实现 TBD 检测的检测器结构, 并且在文献[12]中给出了该检测器对 Swerling 各型目标检测性能的差别。

采用动态规划方法实现 TBD 的算法可以将检测前跟踪问题转化为栅格 (trellis-diagram) 搜索最佳路径问题<sup>[13]</sup>, 采用 Viterbi/类 Viterbi 算法<sup>[14, 15]</sup>可以解决这一问题。文献[13]对于采用 DP/Viterbi 算法实现 TBD 进行了较为详细的阐述, 主要有以下几点: 1、给出了基于 range 和 azimuth 的 Viterbi 搜索算法; 2、提出了 RC-Viterbi 搜索算法, 就是在考虑到目标速度较慢时, 认为在两次扫描间目标距离单元不变, 从而降低搜索复杂度; 3、考虑了量化损失, 这一点在其他文章中没有提到; 4、考虑了仿真中目标最大速度对性能的影响; 5、采用了 CA-CFAR 来估计噪声功率, 进而根据一定的检测概率和虚警概率要求计算出检测门限。文献[16]采用 DP 方法实现了多目标的 TBD, 其基本思想是采用扩展的量测矩阵, 把对多个目标的优化问题转化为单个目标的优化问题。

粒子滤波算法也被大量应用到 TBD 中来。粒子滤波是一种基于随机采样的滤波方法, 主要解决非线性非高斯问题, 对其研究可以追溯到上世纪五六十年代。该方法的核心思想是利用状态空间中的随机样本集 (粒子) 来近似系统状态的后验概率密度函数, 以粒子权重来模拟相应粒子对状态的贡献值。粒子集不受模型线性和高斯假设的约束, 适用于非线性非高斯的随机系统。然而在较长的历史时间内这一算法受到计算复杂性和粒子退化问题的约束而没有进一步的发展。直到 1993 年 N.J.Gordon 提出“重采样”的概念, 克服了算法退化问题, 为粒子滤波算法的再次发展做出了重要贡献。其后, 粒子滤波逐渐被应用到目标跟踪领域。D.J.Salmond<sup>[17]</sup>提出了一种针对弱目标的检测前跟踪的算法, 引发了粒子滤波在 TBD 领域的研究兴趣。杨小军<sup>[18]</sup>提出了一种基于粒子滤波和似然比的联合检测与跟踪算法, 胡洪涛<sup>[19]</sup>提出了一种基于辅助粒子滤波的红外小目标检测前跟踪算法。

## 1.3 雷达检测背景统计分析方法概述

### 1.3.1 统计理论在雷达领域的应用

检测目标是否存在是雷达的基本任务，正确及时的发现目标才能够进一步跟踪目标。真实雷达环境的统计特性十分复杂，实现雷达信号检测需要统计决策理论的应用，贝叶斯准则的应用即是一个鲜明实例。奈曼-皮尔逊准则以贝叶斯准则为基础，在控制虚警概率的同时得到了最大的检测概率，这一准则在雷达领域内广泛应用。Marcum 模型和 Swerling 目标起伏模型则是统计决策理论在雷达检测领域的进一步重要应用。

以上提到的经典雷达检测理论常常做出如下的假设：

首先，量测数据仅由分布情况单一且已知的噪声和目标组成，不存在异质杂波；

其次，仅处理单目标情况；

再次，通常假设噪声统计特性满足正态分布。

在以上三点假设下，采用固定门限的检测方法即可获得最优检测性能。这种假设条件下的典型检测准则有贝叶斯准则、最小错误概率准则和最大似然准则等。在实际雷达信号检测中，以上假设很难满足。比如多目标检测、非高斯噪声和同质异质杂波分布共存等条件下，上述检测准则遭遇到严峻的挑战：固定门限的设置进入到了两难的尴尬境地。若门限设置过高，则会发生漏检；若门限设置过低，又会产生大量虚警。而虚警的产生在雷达检测中往往是不可接受的。在这种情况下，在保证低虚警率的同时最大可能的提高检测概率就成为大量雷达工作人员的课题和使命。

针对这一问题，为了在提高检测概率的同时获得恒虚警率（Constant False Alarm Rate, CFAR），以下三种手段得到了应用。第一种手段是设置自适应门限，其中最常见最基本的就是单元平均恒虚警检测<sup>[20]</sup>（Cell Average CFAR, CA-CFAR）。这种检测手段的应用基础是基于噪声幅度服从瑞利分布这一假设的。针对非同质噪声或杂波分布，如杂波边缘情况，CA-CFAR 产生了一些衍生版，如选大（GO-CA-CFAR）、选小（SO-CA-CFAR）和加权（WCA-CFAR）恒虚警检测。针对脉冲干扰下的恒虚警检测，Rohling 提出的排序统计检测器（Order Statistic CFAR, OS-CFAR）具有更好的性能，可以有效解决杂波起伏和多目标检测问题。

第二种手段是非参量 CFAR 检测器，这类方法假设背景满足相同的某种未知统计分布并且检测单元间的统计特性是相互独立的，然后采用秩检测的手段

实现恒虚警。第三种手段是杂波图法，该方法对背景估计与第一种手段中的单元选取有所不同，并非采用检测单元同帧附近参考单元作为估计对象，而是使用多帧空间杂波进行估计。

以上提到的方法多是建立在背景噪声和杂波为特定统计分布的假设下，如高斯分布，或者不使用统计特性进行非参量检测。这两种思路都难以在高频超视距雷达信号处理获得令人满意的效果，前者要求的杂波条件是 HFSWR 检测背景所难以满足的，而后者会产生由于统计特性失配带来的检测损失。

### 1.3.2 HFSWR检测背景统计分析方法概述

HFSWR 检测背景具有时变、起伏、多源杂波共存等特点，很难采用一种特定的统计分布对这一背景进行描述。因此，不少研究致力于对检测背景中的某一种杂波，如海杂波，进行统计分析，试图找到似然度较高的分布对其统计特性进行描述。

HFSWR 接收到海洋回波后经过距离多普勒处理和波束形成后，即可得到 HFSWR 的检测平面——距离多普勒谱（Range-Doppler, RD），简称 RD 谱，后文在提到 HFSWR 的检测背景时即指代 RD 谱。文献[21]对 HFSWR 海杂波的统计特性进行了详尽的分析，认为近距离单元的幅度服从瑞利分布而远距离单元则表现出较强的拖尾特性，而对于受杂波干扰严重的单元，没有找到合适的分布对其统计特性进行描述。文献[22]采用 Weibull 分布对受到强海杂波干扰的 RD 谱进行双参数拟合，并据此进行了恒虚警处理，但是其分析的杂波环境中没有涉及电离层杂波。Dzvonkovskaya<sup>[23]</sup>利用 Gumbel 分布对 RD 谱中单一多普勒频率所有距离单元进行分布拟合，并据此进行了恒虚警检测。之后，Dzvonkovskaya<sup>[24]</sup>又利用非线性回归方法分别对 RD 谱中同一距离单元的所有多普勒单元和同一多普勒单元的所有距离单元设置自适应门限以应对复杂的杂波分布情况，然而 Dzvonkovskaya<sup>[23, 24]</sup>的统计分析均未能充分利用杂波在 RD 谱中形态分布的二维特征，都只考虑了单元功率的强弱变化情况。

李杨博士<sup>[25]</sup>针对 RD 谱中异质杂波分布复杂的特点，提出对 RD 谱进行最佳门限分割，并对各分割区分别进行了统计分析，进而以各个分割区的统计特性为依据进行了恒虚警检测。本文延续这一思路，采用云模型方法对 HFSWR 检测背景进行区域分割，然后对各个分割区的统计特性进行分析。相比于文献[25]，云模型分割方法不需要人为计算分割门限，而是以检测背景单元对不同模型的隶属度大小进行所属分割区划分。

## 1.4 本文的主要研究内容

针对高频地波超视距雷达检测背景中舰船目标信噪比低、多目标共存、同质异质杂波共存导致的检测背景分布复杂的特点，本文期望研究一种能够有针对性的分析检测背景统计分布，并根据分布特征制定对应的检测策略的系统方案，该方案能够处理 HFSWR 中复杂的杂波分布特征，能够将复杂的背景转换为具有单一分布特征的检测背景，同时具有小目标发现能力。根据以上叙述，以实际 HFSWR 系统为依托，本文提出了基于检测背景分割以及统计分析的检测平台转换方案，并针对弱目标检测提出了一种新型的检测前跟踪策略，期望能够提高 HFSWR 复杂检测背景下弱目标的检测性能。本文将主要介绍以下内容：

第 2 章介绍了检测前跟踪理论及其算法研究。主要包括检测前跟踪算法中动态编程算法的经典步骤介绍以及本文提出的新型快速算法的介绍。为了比较新型快速算法的性能，建立了单目标仿真平台，从计算量、检测性能、控制虚警能力多个方面对二者进行了比较和分析。

第 3 章介绍了一种 HFSWR 检测背景分割方法——云模型分割方法。该方法在无需人工设置分割门限的情况下实现了背景分割，与检测背景复杂的分布特征更加吻合。此外，对背景分割结果进行了统计分析，并基于该结果对分割效果进行了衡量和优化。

第 4 章基于分割结果将检测背景复杂的统计分布特征归一化为均匀的指数分布。新的指数分布检测平面在最大限度保留目标特征的同时，全平面具有统一的分布特征，这就为检测策略的实施提供了良好的条件。

第 5 章对全文的分析和处理结果进行了整合，提出了检测策略的系统级方案，并以实测 HFSWR 数据对检测策略进行了性能分析与验证。

## 第 2 章 检测前跟踪理论及算法研究

### 2.1 引言

在红外弱目标检测和视频图像处理领域，检测前跟踪方法已经被广泛的应用<sup>[4, 5]</sup>。在雷达弱目标检测中，检测前跟踪（track-before-detect, TBD）方法近年来也引起了广泛的研究兴趣<sup>[6, 7]</sup>。检测前跟踪方法在接收到雷达单次扫描数据后并不立即做出目标是否存在的判决，而是对多次扫描数据进行积累，利用目标在多帧数据中体现出的动态特性对目标进行跟踪，在航迹级对目标是否存在进行判决，若目标存在则可同时宣布其航迹。TBD 算法提高检测性能是通过充分利用被先检测后跟踪方法抛弃的原始数据中目标在历史帧中的信息，而没有对雷达发射信号做任何额外的要求。文献[26]分析比较了 TBD 技术的原理和性能，总结了常见算法，包括 Hough 变换法，三维匹配滤波法，多假设检验，动态编程以及粒子滤波等。

文献[13]将 TBD 问题转化为广义似然比检验（GLRT）问题，进一步将其归结为栅格（trellis-diagram）搜索最佳路径问题。文献[14]和文献[15]则采用 Viterbi 算法解决这一栅格搜索问题，并且根据目标最大可转移范围降低了算法的复杂度（本文称这一范围为备选空间，candidate space）。即便如此，由于 Viterbi 算法在从第  $k$  帧向第  $k-1$  帧搜索时，要计算第  $k$  帧中的所有数据单元在第  $k-1$  帧的备选空间，在备选空间内对累积量求最大值，将相应最大值与第  $k$  帧每一个数据单元关联，对所有数据单元的遍历导致计算量依然很大。

针对这一问题，本章设计的快速算法改变了搜索方法以及备选目标的筛选方法：从第  $k-1$  帧向第  $k$  帧搜索，计算第  $k-1$  帧中各累积量在第  $k$  帧的备选空间，将备选空间内的超过恒虚警门限的数据单元的最大值与累积量关联，若无数据单元超过门限，则抛弃该累积量。由于在这一过程中大量噪声累积量被抛弃，从而极大的降低了算法的计算量。

此外，传统 Viterbi 算法会将目标累积量作为备选空间内的最大值关联到目标附近的噪声单元，出现能量扩散效应。文献[27]通过删除共享大量相同状态的航迹降低虚警概率，因为这些航迹很可能来自同一目标。局部极值理论（local extreme value method）<sup>[28]</sup>根据一个集群只能包含一个目标的原则也被用来降低这一效应，该方法将搜索得到的所有集群分别求取局部极值，将极值所在位置作为相应集群的目标位置。而本文的快速方法由于搜索方法和筛选方法的改变



可极大的减少能量扩散现象的发生。

本章结构组织如下，第二节给出了检测前跟踪算法的仿真平台，为后文处理提供准备，第三节给出传统 Viterbi 算法与快速 Viterbi 算法的流程，第四节进行了仿真实验，通过仿真结果验证了快速算法的性能。

## 2.2 仿真平台建立

### 2.2.1 目标状态模型

假设目标状态矢量  $\mathbf{x}_k$  遵循如下离散线性高斯模型：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (2-1)$$

其中  $\mathbf{v}_k$  为零均值高斯过程噪声，其协方差为  $\mathbf{Q}$ 。目标的状态矢量由目标在  $x$  方向和  $y$  方向的距离和速度组成，同时还有目标回波强度  $I_k$ ，其大小是未知的。

目标状态矢量可以写成以下形式：

$$\mathbf{x}_k = [x_k \quad \dot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k \quad I_k]^T \quad (2-2)$$

仿真采用 CV 模型，于是过程矩阵可以写为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

过程噪声协方差定义为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_s T^3/3 & q_s T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ q_s T^2/2 & q_s T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_s T^3/3 & q_s T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & q_s T^2/2 & q_s T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_i T \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

其中  $T$  是采样周期， $q_s$  是加速噪声在空域的功率谱密度， $q_i$  是回波强度变化率的功率谱密度。

### 2.2.2 目标量测模型

本课题中 TBD 算法使用的原始数据是经距离-多普勒（速度）变换和数字波束形成（DBF）后的 ARD（Azimuth-Range-Doppler）谱数据，每一个相关积累时间间隔（CPI）称为一帧（Frame），每帧中以波束角度分为  $N_b$  个划分，每

个划分包含  $N_r$  个距离单元和  $N_d$  个多普勒单元。在  $k$  时刻，量测数据被刻画为：

$$\mathbf{z}_k = \{z_{i,j,g}(k) : i=1, \dots, N_r, j=1, \dots, N_d, g=1, \dots, N_b\} \quad (2-5)$$

其中  $z_{i,j,g}(k)$  表示该分辨单元的能量观测，定义为：

$$z_{i,j,g}(k) = |z_{i,j,g}^A(k)| \quad (2-6)$$

其中  $z_{i,j,g}^A(k)$  为该分辨单元的复幅度，定义为：

$$z_{i,j,g}^A(k) = \begin{cases} n_{i,j,g}(k) \\ A(k)h_A(\mathbf{x}_k) + n_{i,j,g}(k) \end{cases} \quad (2-7)$$

式中分别表示  $(i, j, g)$  单元中无目标和有目标的量测。 $A(k)$  为目标的复包络， $h_A(\mathbf{x}_k)$  为目标信号强度分布的点扩散函数，分别定义为

$$A(k) = \tilde{A}_k e^{i\phi_k} \quad \phi_k \in (0, 2\pi) \quad (2-8)$$

$$h_A^{i,j,g}(\mathbf{x}_k) = \exp \left\{ -\frac{(r_i - r_k)^2}{2R} L_r - \frac{(d_j - d_k)^2}{2D} L_d - \frac{(b_g - b_k)^2}{2B} L_b \right\} \quad (2-9)$$

其中

$$r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \quad (2-10)$$

$$d_k = \frac{x_k \dot{x}_k + y_k \dot{y}_k}{r_k} \quad (2-11)$$

$$b_k = \arctan \left( \frac{y_k}{x_k} \right) \quad (2-12)$$

其中  $R$ ， $D$ ， $B$  与分辨单元的尺寸有关， $L_r$ ， $L_d$ ， $L_b$  为衰减常数。

噪声  $n(k)$  定义为：

$$n(k) = n^I(k) + j * n^Q(k) \quad (2-13)$$

为复高斯噪声，其  $I$  路  $n^I(k)$  和  $Q$  路  $n^Q(k)$  分别是相互独立的零均值高斯白噪声，两路方差相同。在这样的模型假设下，量测功率谱的条件分布服从指数分布：

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \begin{cases} \prod_{ijg \in \mathbb{D}} \frac{1}{\mu_{ijg}^I} \exp \left( -\frac{1}{\mu_{ijg}^I} z_{ijg}(k) \right) & E_k = 1 \\ \prod_{ijg \in \mathbb{D}} \frac{1}{\mu_{ijg}^Q} \exp \left( -\frac{1}{\mu_{ijg}^Q} z_{ijg}(k) \right) & E_k = 0 \end{cases} \quad (2-14)$$

其中

$$\begin{aligned}
 \mu_v^{ijg} &= E\left[z_k^{ijg} | s_k, E_k = 0\right] \\
 &= E\left[n_{Ik} + n_{Qk}\right]^2 \\
 &= E\left[n_{Ik}^2 + n_{Qk}^2\right] \\
 &= 2\sigma_n^2
 \end{aligned} \tag{2-15}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_t^{ijg} &= E\left[z_k^{ijg} | \mathbf{x}_k, E_k = 1\right] \\
 &= E\left[\tilde{A}_k e^{i\phi_k} h_k^{ijg}(\mathbf{x}_k) + n_{Ik} + in_{Qk}\right]^2 \\
 &= E\left[\left(\tilde{A}_k h_k^{ijg}(\mathbf{x}_k) \cos(\phi_k) + n_{Ik}\right)^2 + \left(\tilde{A}_k h_k^{ijg}(\mathbf{x}_k) \sin(\phi_k) + n_{Qk}\right)^2\right] \\
 &= \tilde{A}_k^2 \left(h_k^{ijg}(\mathbf{x}_k)\right)^2 + 2\sigma_n^2 \\
 &= Ph_{Pk}^{ijg}(\mathbf{x}_k) + 2\sigma_n^2
 \end{aligned} \tag{2-16}$$

其中

$$\begin{aligned}
 h_{Pk}^{ijg}(\mathbf{x}_k) &= \left(h_k^{ijg}(\mathbf{x}_k)\right)^2 \\
 &= \exp\left\{-\frac{(r_i - r_k)^2}{R} L_r - \frac{(d_j - d_k)^2}{D} L_d - \frac{(b_g - b_k)^2}{B} L_b\right\}
 \end{aligned} \tag{2-17}$$

### 2.2.3 仿真平台图示

图 2-1 是仿真平台的图示，其中假设目标只在一个波束内运动。图中红色圆圈代表目标，蓝色圆角方框代表目标在当前帧可能出现的范围，由目标在上一帧的状态和目标动态特性共同决定。

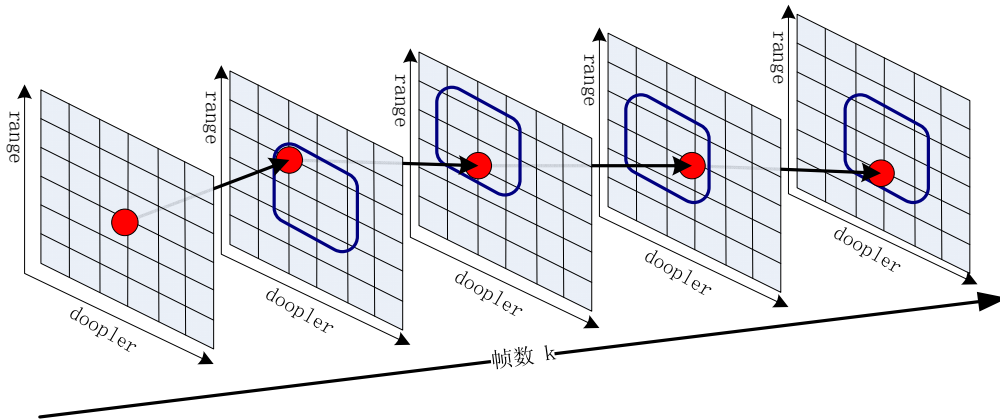


图 2-1 仿真平台图示

## 2.3 动态编程算法

这里采用的动态编程算法，是一种类 Viterbi 算法。Viterbi 算法等效于对状态空间内的所有可能序列执行穷尽搜索，并返回一个最优的状态序列。

### 2.3.1 Viterbi 算法

雷达弱目标的检测前跟踪问题可以归结为这样一个状态空间的最优路径搜索问题：雷达每一帧回波功率谱  $Z(k)$  为状态空间中的一个层级，任一  $Z(k)$  即一个层级中都包含有目标状态，目标在所有层级即整个状态空间中的状态组合就是所要搜索的最优路径。这一问题的数学描述为

$$\max_{S(k)} \sum_{k=1}^K \dot{P}(k) > \lambda * 2N_0 = \lambda' \quad (2-18)$$

式中  $N_0$  表示噪声功率谱密度， $K$  为积累的帧数， $\dot{P}(k)$  表示第  $k$  帧中算法所认定的目标所在的某一特定 ARD 单元的回波功率， $S(k)$  为连续两帧间物理可实现的搜索范围，即备选空间， $\lambda'$  为积累后的检测门限。超过门限的一组  $\dot{P}(k), k=1 \dots K$  在各帧的 ARD 单元组合即被认为是最优路径，即目标的航迹。

式(2-18)是  $K$  帧数据的联合最大化问题，Viterbi 算法将其转化为  $K$  个独立的最大化问题。算法具体流程如下。

1) 初始化， $k=1$

$$C_{i,j,g}(1) = \max_{S_{i,j,g}(2)} P(1) \quad (2-19)$$

2) 递归， $k=2, \dots, K$

对于每帧中的任意 ARD 单元，执行

$$C_{i,j,g}(k) = P_{i,j,g}(k) + \max_{S_{i,j,g}(k)} C(k-1) \quad (2-20)$$

3) 判决， $k=K$

如果  $C(k)$  中任意 ARD 单元超过门限  $\lambda' = 2N_0\lambda$ ，则判定该 ARD 单元中有目标存在，通过回溯，可得到目标的航迹。在该算法中， $S_{i,j,g}(k)$  表示以第  $k$  帧数据中 ARD 单元  $(i, j, g)$  为基准，在第  $k-1$  帧中的物理可实现搜索范围，该范围由能够在第  $k$  帧运动到 ARD 单元  $(i, j, g)$  得第  $k-1$  帧中的 ARD 单元构成。

### 2.3.2 快速 Viterbi 算法

从式(2-20)可以看出，VA 算法在递归过程中，需要遍历每一帧数据中的所

有ARD单元,这其中包含绝大部分噪声单元,即VA算法进行了多次无效的搜索。基于这样的考虑,FVA算法在单帧搜索时先进行恒虚警处理,只有超过恒虚警门限的ARD单元才会作为备选单元参与最大化操作,这样只要单帧门限设置较低,就可以在保证单帧不漏警的情况下大大减小搜索算法的计算量。算法流程如下。

1) 初始化,  $k=1$

对于  $P(1)$ , 以较高的虚警概率进行恒虚警检测, 采用 CA\_CFAR 方式。记录输出结果为  $C(1)$ ,  $C(1)$  中的内容包括超过恒虚警门限的 ARD 单元的坐标  $(i, j, g)$  及其相应功率值  $\dot{P}_{i,j,g}(1)$ 。

2) 递归,  $k=2, \dots, K$

对于  $C(k-1)$  中的每一个 ARD 单元  $(i, j, g)$ , 执行:

$$\Delta_{i,j,g} = \max_{S_{i,j,g}(k-1)} P(k) \quad (2-21)$$

如果  $\Delta$  超过恒虚警门限, 执行:

$$C_{i,j,g}(k) = C_{i,j,g}(k-1) + \Delta_{i,j,g} \quad (2-22)$$

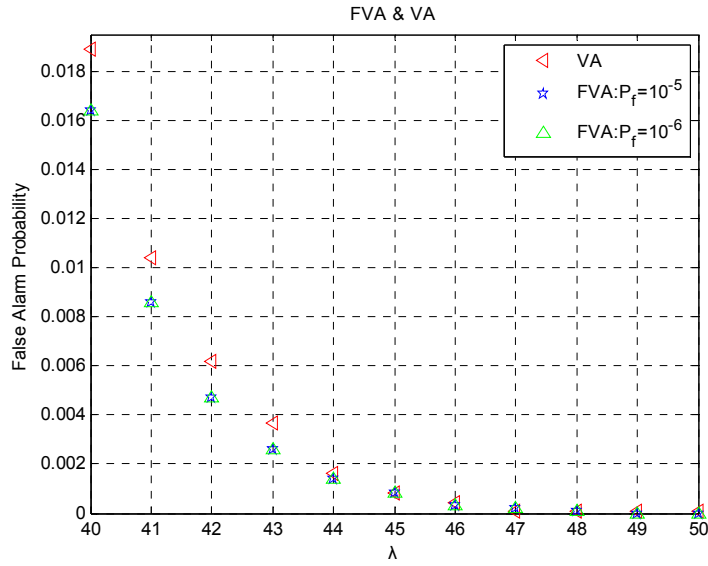
否则抛弃  $C_{i,j,g}(k-1)$ , 对于下一ARD单元执行式(2-22), 直至遍历  $C(k-1)$  中的所有单元。

3) 判决,  $k=K$

如果  $C(k)$  中任意 ARD 单元超过门限  $\lambda' = 2N_0\lambda$ , 则判定该 ARD 单元中有目标存在, 根据  $C(k)$  记录的 ARD 单元坐标即可直接得到目标的航迹。在该算法中,  $S_{i,j,g}(k)$  表示, 以第  $k-1$  帧数据中 ARD 单元  $(i, j, g)$  为基准, 在第  $k$  帧中的物理可实现搜索范围, 与 VA 算法恰好相反。

比较 VA 与 FVA 的算法流程可以发现, 通过单帧恒虚警处理的加入, FVA 在递归过程中极大的降低了搜索次数, 从而可使算法的运行效率大幅提高。

VA和FVA算法通过多帧积累得到包含有目标信息的累积量  $C(k)$  之后, 采用门限  $\lambda'$  对累积量进行判决。由(2-18)式,  $\lambda'$  由  $\lambda$  与噪声功率密度共同决定。图 2-2 给出了两种算法的虚警概率与  $\lambda$  的关系。这一结果为比较两种算法的检测性能提供了依据。对两种算法进行  $10^7$  次Monte-Carlo仿真实验。FVA算法的单帧虚警概率  $P_f$  分别设定为  $10^{-6}$  和  $10^{-5}$ , 结果表明FVA算法经多帧积累后的虚警概率对  $P_f$  的设定并不敏感。同时, 对于同一  $\lambda$ , VA和FVA算法的虚警概率也相差很小。


 图 2-2 VA 与 VFA 算法的虚警概率与  $\lambda$  的关系

## 2.4 算法比较与仿真结果

为了验证算法的性能，本节以高频地波雷达舰船目标检测为应用背景，对 VA、FVA 以及文献[28]提出的局部极值处理的 VA 方法（记为 VA\_LEV）进行了仿真实验。参数如下：波束划分数  $N_a = 15$ ，距离单元数  $N_r = 80$ ，多普勒单元数  $N_d = 256$ ，雷达距离分辨单元大小为 5km，多普勒分辨单元大小为 0.1961m/s，波束宽度 0.128 弧度，积累帧数  $K = 5$ ，CPI 为 150s，目标的最大运动速度为 25m/s。

### 2.4.1 能量扩散效应

FVA可以避免VA的能量扩散问题，这是因为二者的备选目标筛选方法不同。VA对累积量  $C(k-1)$  进行最大化，而目标附近噪声单元的  $S(k)$  会包含目标对应的累积量，由于目标累积量以较高概率强于噪声累积量，很可能会被最大化操作选出与噪声单元相关联。信噪比越高目标能量的扩散会越严重，而若信噪比低到不能正确关联目标此时即使不发生能量扩散也已经没有意义。FVA对  $P(k)$  进行最大化，信噪比高时在其搜索范围内目标单元能量最强，会正确关联累积量中的目标航迹，否则信噪比极低时会错误关联，不会发生能量扩散。而 VA\_LEV算法对VA算法的积累结果进行局部极值处理，同样有效抑制了能量扩散。图 2-3为VA、FVA在门限检测后的结果，图中只显示了目标附近的情况。从结果看出，FVA成功避免了能量扩散效应，而VA算法由于扩散效应使得目标

邻近单元的功率被大幅度抬高。

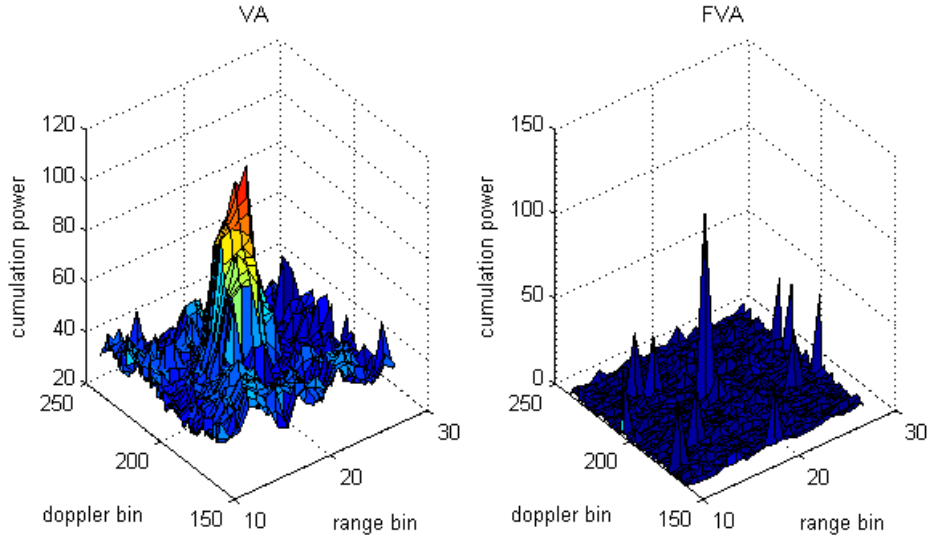


图 2-3 VA 和 FVA 能量扩散的示例

#### 2.4.2 计算量比较

VA算法在每帧关联时选择 $S(k)$ 范围内功率值最大的ARD单元进行关联，无论该最大值有多小；而FVA算法中只有超过恒虚警门限的ARD单元才会被保留，这样可以剔除大量由噪声形成的虚假航迹。同时只要单帧恒虚警概率设定较高，则在遴选目标航迹的性能上，FVA算法不会差于VA算法。在计算量上，VA算法完成 $K$ 帧积累所需要的最大化操作的次数为 $K * (2N'_a + 1) * N_d * N_r$ ， $N'_a$ 为目标在相邻帧最大可变化的波束，而FVA算法所需要完成的最大化操作次数为 $\sum N_k$ ，其中 $N_k$ 为上一帧中超过恒虚警门限的ARD单元数，也即累积量在上一帧保存的航迹数，其值远远小于 $(2N'_a + 1) * N_d * N_r$ ，并且在第二帧之后随 $k$ 增大呈下降趋势。而对于VA\_LEV，由于局部极值处理的加入，其运算量要稍大于VA算法。表 2-1列出了三种算法完成 $K$ 帧积累所需做的最大化操作次数以及完成一次搜索所需的时间示例。如表所示，FVA算法相对于VA和VA\_LEV速度提高了 10 倍以上。仿真采用的PC的基本参数是：CPU：Intel T2130，主频 1.86 GHz，内存：1GB。给出这一示例只是为了更加直观的看到三种算法在计算量上的差距所导致的计算时间差别。

表 2-1 VA、VA\_LEV 和 FVA 的计算量比较

	VA	VA_LEV	FVA
最大化次数/K 帧 积累	$K * (2N'_a + 1) * N_d * N_r$	$K * (2N'_a + 1) * N_d * N_r$	$\sum_{k=1}^K N_k$
单次处理时间 (秒)	11.180454	11.199656	0.882361

### 2.4.3 检测性能比较

该检测概率定义为在积累的最后一帧估计的目标单元与目标真实所在单元相同或处于一定容差范围(与目标点扩散函数的扩展有关)内的概率。设定  $\lambda$  为 45 (虚警概率为  $8 \times 10^{-4}$ ), 利用 10000 次 Monte-Carlo 仿真得出三种算法的检测概率和仿真所表现出的虚警概率, 如图 2-4 所示。从图中可以看出, 与 VA\_LEV 相比, FVA 检测概率略有下降, 虚警概率基本相同, 即 FVA 算法以更低的运算复杂度获得了与 VA\_LEV 相近的检测性能。而 VA 算法虽然检测概率与另外两个相当, 但是其虚警在 SNR 增大时急剧上升, 性能严重下降。这是由于 VA 算法的能量扩散效应导致的大量虚警。信噪比越高, 目标能量扩散相对越严重, 而检测门限  $\lambda'$  受限于  $\lambda$  和  $N_0$ , 信噪比越高,  $N_0$  相对越小, 则  $\lambda'$  越低, 在这种此消彼长之下, 能量扩散造成的虚警大幅增加。

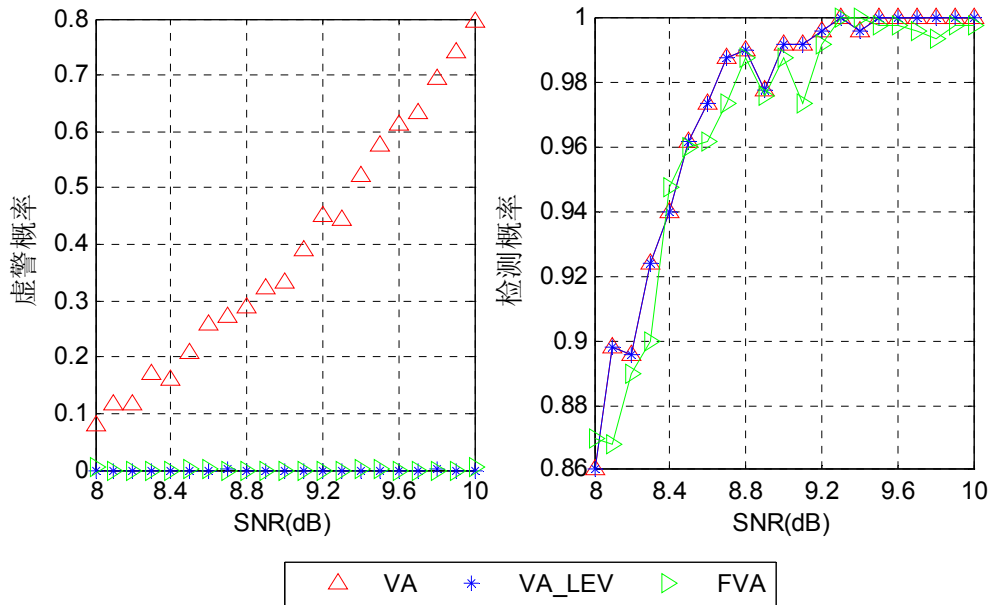


图 2-4 VA、VA\_LEV 与 FVA 算法的检测性能比较



## 2.5 本章小结

针对弱信噪比下雷达动目标检测问题，本章提出了一种高效快速的 Viterbi 算法。该算法改进了传统 Viterbi 算法的搜索方法和备选目标的筛选方法，同时引入了低门限恒虚警检测作为搜索前的预处理，避免了对大量噪声单元的遍历，在不损失检测性能的前提下，可以大大降低计算量。同时，快速 Viterbi 算法不需要任何后续处理即可抑制能量扩散效应。对 VA、VA\_LEV 和本文提出的 FVA 进行了仿真对比，结果显示，性能上 FVA、VA\_LEV 几乎相同，且都优于 VA，而 FVA 的计算量明显小于 VA 和 VA\_LEV。这一结果说明 FVA 算法具有性能高而计算量低的双重优点，具有广阔的实际应用前景。

## 第 3 章 HFSWR 检测背景分割方法

### 3.1 引言

利用海水对高频段电磁波良好的传导性，HFSWR 能够有效检测海洋表面的低空飞机、舰船等目标，为专属经济区的监测和保护提供了一个有力的手段。然而，高频段电磁波所处的复杂电磁环境导致 HFSWR 检测背景中包含海杂波、电离层杂波、大气噪声等多源、分布复杂的噪声和杂波成分<sup>[25]</sup>，导致检测背景呈现非同质特性，对 HFSWR 目标检测策略的设计提出了严峻的挑战。

针对 HFSWR 检测背景的非同质特性，大量研究致力于寻找一种统计分布类型来对 RD 谱或 RD 谱中的某一类型杂波进行分布拟合，并基于拟合结果进行目标检测。然而，如 1.3.2 节所述，已有研究或者只针对部分杂波类型进行统计分析，或者利用复杂的门限设置方法对检测平面进行区域分割并进行统计分析。本章延续对 RD 谱进行分割并以分割区为基本单元进行统计分布拟合的思路，但是采用了新型的分割方法——云模型分割方法，该方法不需要人为设置分割门限，并对分割结果进行了统计分析。

云模型是一种定性与定量不确定性转换模型。利用云模型能够实现“软”图像分割，避免了传统分割方法中硬分割门限对图像不确定性的损失。为了获取 HFSWR 检测背景的统计特性，提出了一种基于云模型的 HFSWR RD 谱分割方法，综合考虑了 RD 谱中杂波功率水平、分布区域连续性，利用云模型充分刻画 RD 谱中各检测单元对不同杂波的隶属程度，将 RD 谱分割成强、中、弱三个杂波区域。然后在相应杂波区域中对 RD 谱进行统计分析，采用了高斯分布、瑞利分布、指数分布和 Weibull 分布对杂波区域进行拟合，然后利用拟合结果的线性度衡量了各个分割区对不同分布的似然度，获得各个分割区的统计特性。最后以不同分割区的 KL 散度为标准对云模型分割结果进行了量化评价和合并优化。

本章组织结构如下，第二节介绍基于云模型的 RD 谱分割方法，其中包括分割和分割后平滑处理两个方面，第三节包括各分割区的统计分析，包括分布拟合和各种分布似然度评价，第四节利用 KL 散度对分割结果进行了评价和优化，最后对全章进行了小结。

## 3.2 检测背景区域分割

### 3.2.1 云模型分割方法

李德毅于 1995 年提出了云模型<sup>[29]</sup>的思想，在其中给出了正态隶属云的数学模型，为云模型在涉及到定性定量相结合处理中的应用奠定了基础。当前云模型的应用主要集中在两个方面，一方面是系统效能的评估<sup>[30, 31]</sup>，另一方面是作为一种新型的图像分割方法<sup>[32, 33]</sup>。本文利用后者的方法，将 HFSWR RD 谱伪彩色图作为图像进行分割。

云模型是某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型，用以反映概念的不确定性。云模型的数学定义如下：

设  $U$  是一个用精确数值表示的定量论域， $C$  是该论域上的定性概念，若定量值  $x \in U$ ，且  $x$  是  $C$  的某一次随机实现，而  $x$  对  $C$  的确定度  $\mu(x) \in [0, 1]$  是具有稳定倾向的随机数，如下式所描述

$$\mu: U \rightarrow [0, 1] \quad \forall x \in U \quad x \rightarrow \mu(x) \quad (3-1)$$

则  $x$  在  $U$  上的分布称为云，每一个  $x$  称为一个云滴。

云模型利用三个数字特征来描述一个概念：期望  $Ex$ 、熵  $En$  和超熵  $He$ 。三个数字特征的意义是：期望  $Ex$  是云滴在论域空间分布的期望，熵  $En$  是定性概念的不确定性度量，反映了概念的随机性和模糊性；而超熵  $He$  则是熵  $En$  的熵。

常见云模型的类型有对称云模型、半云模型、组合云模型等。与正态分布在概率论中的地位相当，正态云模型也是最基本的云模型。正态云模型定义如下：

设  $U$  是一个用精确数值表示的定量论域， $C$  是该论域上的定性概念，若定量值  $x \in U$ ，且  $x$  是  $C$  的某一次随机实现，若  $x$  满足  $x \sim N(Ex, En'^2)$ ，其中， $En' \sim N(En, He^2)$ ，且  $x$  对  $C$  的确定度满足

$$\mu = \exp\left(-\frac{(x - Ex)^2}{2(En')^2}\right) \quad (3-2)$$

则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为正态云。图 3-1 为一维正态云模型的隶属云示意图。其中  $Ex = 2, En = 0.5, He = 0.05$ 。

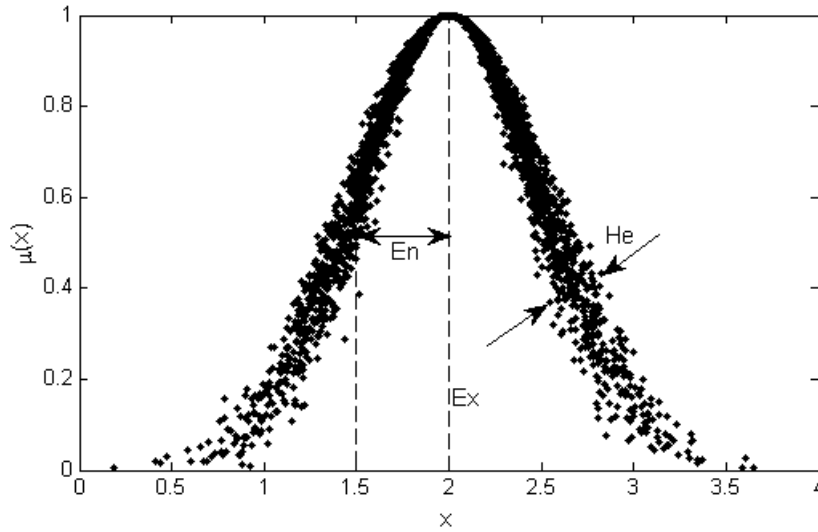


图 3-1 一维正态云模型隶属云

以上简要介绍了云模型的基本理论，接下来给出利用云模型进行图像分割的基本步骤：

- 1) 统计图像的灰度直方图，记为函数  $F(x)$ ；
- 2) 利用云变换算法，将  $F(x)$  分解为若干正态云的叠加；
- 3) 将生成的正态云看做泛概念树的叶节点，进行概念跃升，将概念提升到所需的概念层次；
- 4) 利用极大判定法判断图像中的每一个单元所隶属的概念。

以上四个步骤中主要涉及到三个算法，分别是云变换算法、泛概念树概念跃升算法和极大判定法。下面分别对这三个算法进行简要描述。

**云变换算法。**可以证明，任意一种概率分布可以分解为若干正态分布。同样的，考虑利用若干正态云的叠加来描述一幅图像的灰度直方图。对于函数  $F(x)$ ，根据其灰度分布的情况，自动生成若干粒度不同的云  $C(Ex_i, En_i, He_i)$  的叠加，每个云代表图像的一个子区域，这一子区域中包含的点在灰度值上隶属于同一云模型，这一由连续的数值区间到离散的转换过程极为云变换。常用的云变换算法是峰值云变换算法。其具体实现方案可以参考文献[34]和文献[35]。

**概念跃升算法。**所谓概念跃升，就是在泛概念树叶节点的基础上，直接将概念提升到所需要的概念粒度或概念层次。在概念跃升过程中，跃升的概念粒度可以由用户预先指定、或者自动跃升、或者人机交互式跃升。本文根据 RD 中杂波和噪声的特点采用预先指定的方式。具体跃升算法中涉及到相邻云模型的合并算法。文献[34]中给出了概念跃升算法的伪代码和云模型合并算法的理

论依据。

极大判定法。在将概念跃升到合适的层次之后，也即已经利用图像灰度分布的实际情况从图像中提取出了若干合理的概念，接下来就要判定图像的每一个单元从灰度角度出发隶属于哪一个概念。极大判定法即用来解决这一问题。该方法计算相应单元对概念集中所有概念隶属程度的大小，选择最大隶属程度的概念最为隶属概念。计算隶属程度需要用到正向云发生器（Forward Cloud Generator, FCG）<sup>[29]</sup>，利用正向云发生器可以在已知属性值和云模型数字特征的情况下计算该属性对这一云模型的隶属程度。图 3-2 给出了正向云发生器的示意图。图 3-3 给出了极大判定法的原理示意图。



图 3-2 正向云发生器

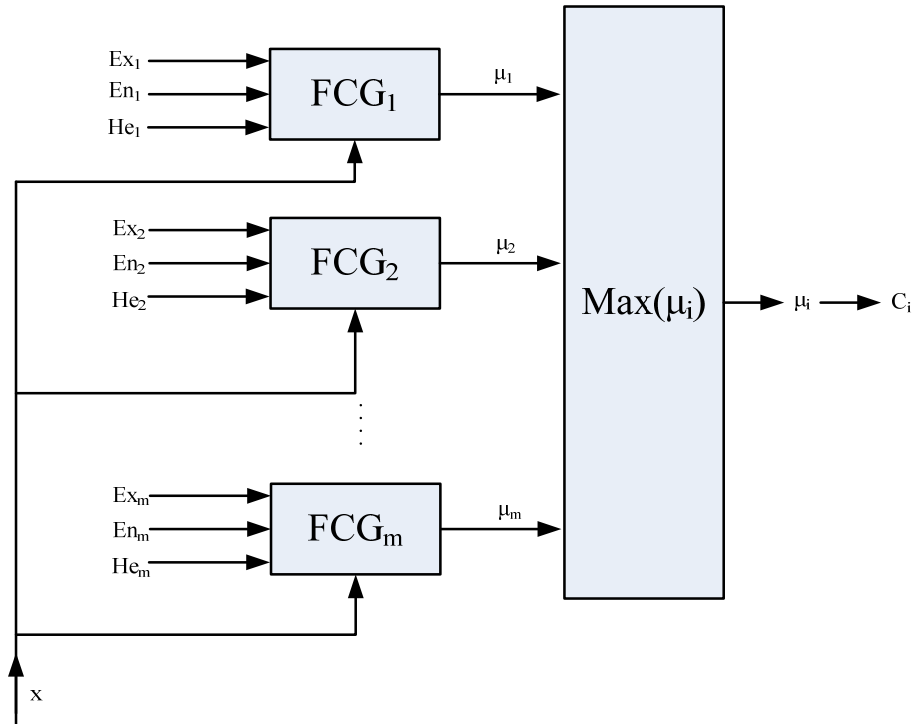


图 3-3 极大判定法原理示意图

### 3.2.2 基于云模型的RD谱分割

典型的HFSWR的RD谱如图 3-4所示，图中包括海杂波、电离层杂波、流星余迹、大气噪声和舰船目标。其中一阶海杂波通常占据特定多普勒单元并沿距离维呈现幅度占优的脊状分布；而电离层杂波、电台干扰和流星余迹则由于其产生的机理不同而表现为分布与强度各异的面状、带状、块状等形态。

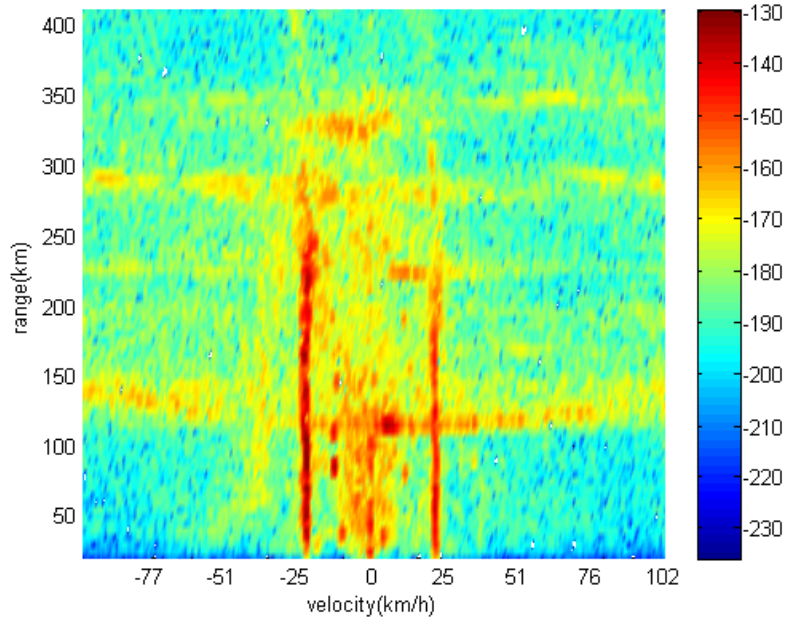


图 3-4 典型 HFSWR 检测平面-RD 谱（一个波束方向）

容易发现，一阶海杂波、强电离层杂波、弱电离层杂波与背景噪声之间的差别主要表现在两个方面：一方面是幅度（功率水平）的差别，另一方面是在 RD 谱中所呈现的形态、分布上的差别。据此，本文采用云模型以 RD 谱中的幅度差别为基准对 RD 谱进行区域分割。对于通常隶属度函数来说，一个单元功率水平越接近分割区功率水平均值，其隶属程度越大。云模型采用云滴来表达隶属度，这种隶属度受到云模型中超熵的影响并不是绝对的越接近均值隶属程度越大，换句话说，即使具有相同功率水平的单元也未必具有完全相同的隶属度。

这种分割方法与 RD 谱中的实际情况更为相符：RD 谱中不同杂波区之间、杂波与大气噪声之间不总是具有明显的功率水平变化，很难明确断定一个过渡单元到底属于海杂波、电离层杂波或是强噪声中的哪一个，而实际上类似这样的单元很有可能受到多源（杂波、噪声、目标等）的共同作用。云模型则更为贴切的描述了这种不确定性。

本文暂将 RD 谱分割为四个部分，分别命名为强散射区、中等散射区、弱散射区和参考噪声区，分别记为 P4，P3，P2 和 P1。对图 3-4 中的 RD 谱进行分割，结果如图 3-5 所示。

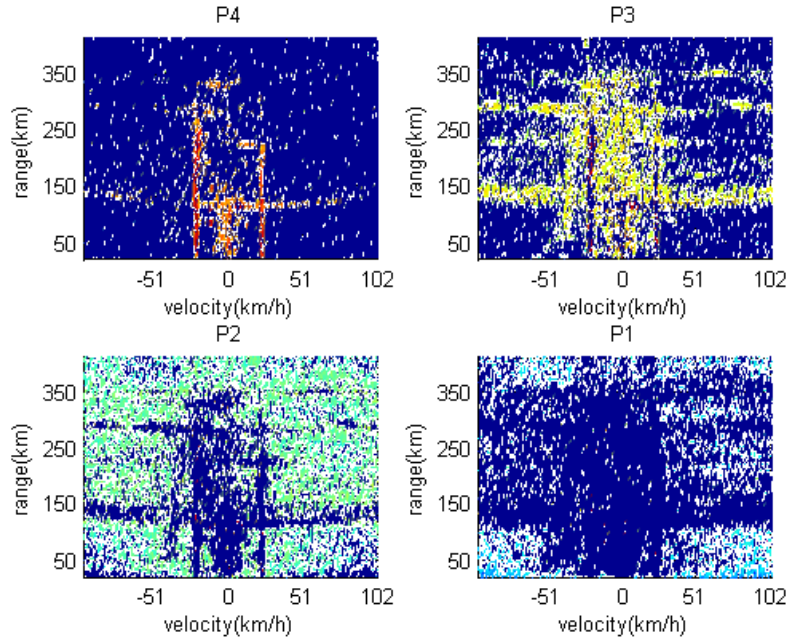


图 3-5 图 3-4 中 RD 谱云分割结果

从图 3-5 中可以看出：强散射区 P4 主要包括了大部分一阶海杂波、少部分强电离层杂波等强散射单元；中等散射区 P3 主要包括大部分电离层杂波、较弱的海杂波等；弱散射区 P2 主要包括大气噪声和较弱的杂波成分；P1 主要分布在无杂波干扰的近距离和远距离探测区域。

### 3.2.3 分割区平滑后处理

云模型分割方法在进行区域分割时仅仅以散射单元的功率水平为标准进行，这就导致在分割结果中各个分割区域内都出现了大量毛刺，失去了分割区形态分布的连续性。针对这一问题，本文提出对分割结果进一步执行分割后的平滑处理，以剔除毛刺情况。

考察一个检测单元邻近  $N$  个单元，计算  $N$  个单元中分别属于各个分割区的单元个数  $n_{pi}$

$$n_{pi} = \sum_{j=1}^N \delta(z(j) - i) \quad i \in \{1, 2, 3, 4\} \quad (3-3)$$

其中  $z(j)$  表示第  $j$  个参考单元的分割区域标识， $z(j) \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。

$\delta(\bullet)$  为单位冲击信号，定义为

$$\delta(n) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 0 & n \neq 0 \end{cases} \quad (3-4)$$

假设检测单元  $j_0$  属于分割区  $P_{i_0}$ ，执行下式

$$z(j_0) = \begin{cases} z(j_0) & n_{P_{i_0}} \geq \Lambda \\ \max\{n_{P_i}\} & n_{P_{i_0}} < \Lambda \end{cases} \quad (3-5)$$

其中  $\Lambda$  为检测门限。经过这一平滑处理，云分割结果的区域连续性大大提高，见图 3-6。

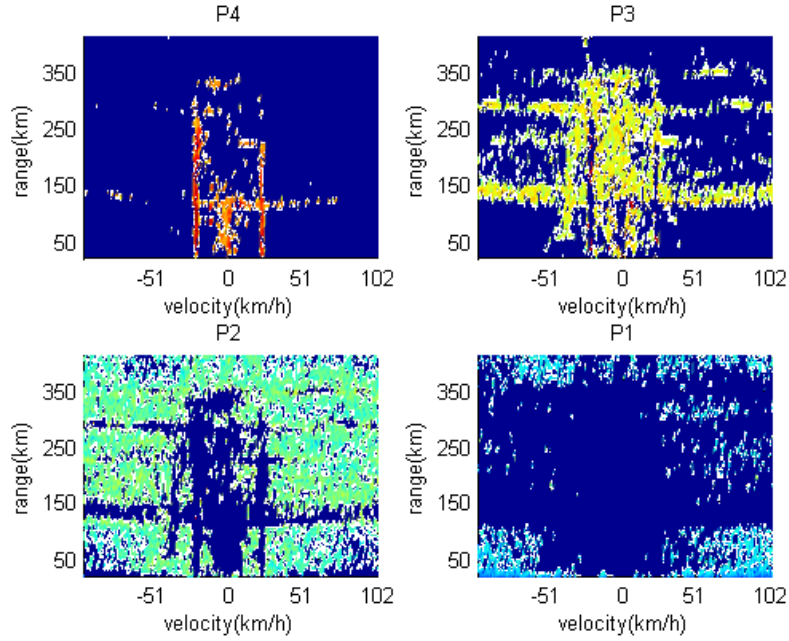


图 3-6 经过平滑处理的云分割结果

从图像处理角度分析，图 3-5 中的毛刺可以看成是椒盐噪声，而抑制椒盐噪声的经典办法即是中值滤波。

图 3-7 是采用中值滤波方法对分割区进行平滑处理的结果。与图 3-6 对比可以看出，中值滤波方法对毛刺的剔除更为彻底，其剔除结果增加了 P2 和 P3 区所占有的 RD 谱单元，削弱了 P1 和 P4 区在 RD 谱中所占有的比例。



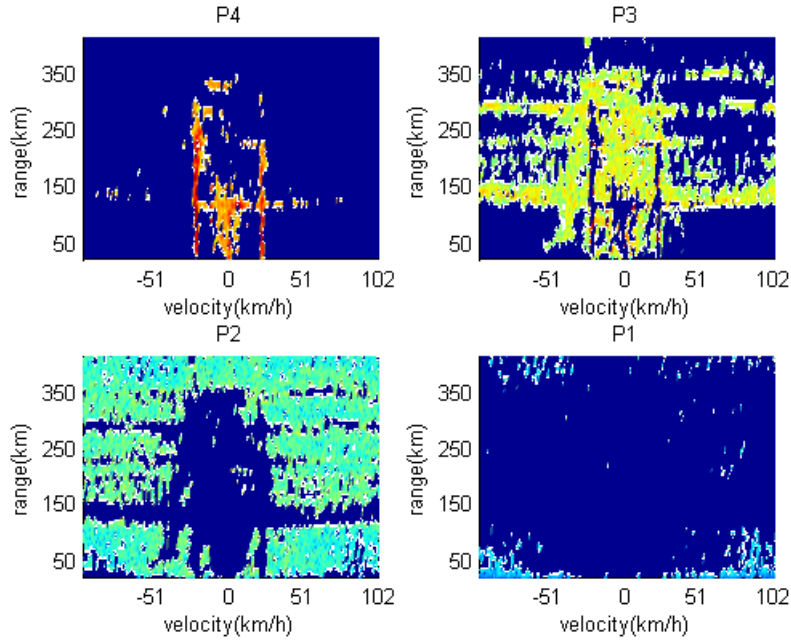


图 3-7 分割后平滑处理——中值滤波

### 3.3 分割区统计特性分析

本节对于云模型分割结果进行统计分析，与高斯分布、瑞利分布、指数分布等相比，Weibull 分布能够更好的与实验数据相匹配<sup>[21, 36]</sup>，因此本文主要分析采用 Weibull 分布对各个分割区进行统计拟合的情况。

Weibull 分布的概率密度函数为

$$p(x) = \frac{C}{B} \left( \frac{x}{B} \right)^{C-1} \exp \left[ - \left( \frac{x}{B} \right)^C \right], x \geq 0 \quad (3-6)$$

式中C为形状参数，B为尺度参数。将式(3-6)写成如下形式：

$$Y = CX - C \ln B \quad (3-7)$$

其中

$$\begin{cases} Y = \ln \left\{ -\ln \left[ 1 - \int_0^x p(x) dx \right] \right\} \\ X = \ln x \end{cases} \quad (3-8)$$

这样，经过上述变换即可将Weibull分布转化为线性形式。而线性度的高低即可用来衡量分割区数据对于Weibull分布的似然程度。图 3-8为云分割结果经上述变换后的结果。图中两个红色圆圈是相应分割区数据集的四分位数。从两个四分位数所在位置可以看出，各个分割区中数据集中都有二分之一甚至二分之一以上的数据集中在线性度很好的信噪比区间内。这种特性对于P1 区和P2 区表

现尤为明显。

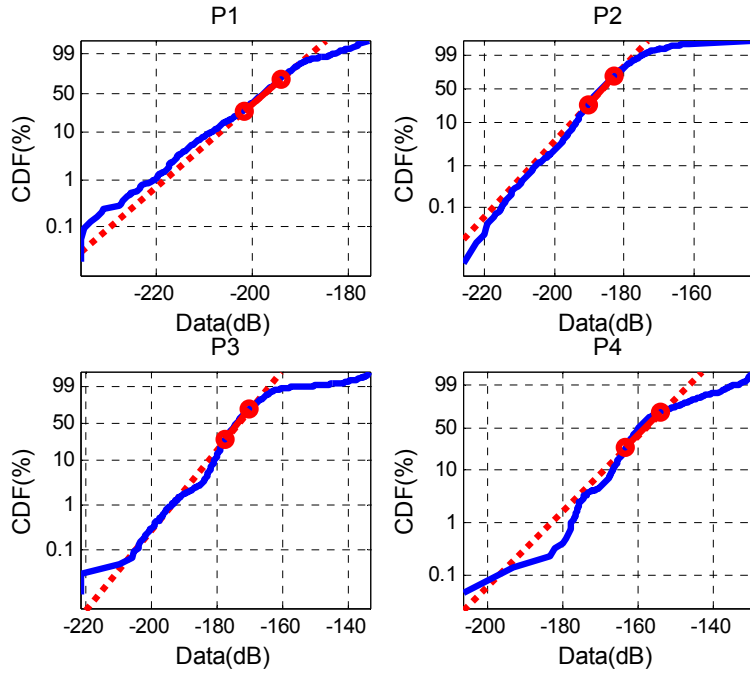


图 3-8 四个分割区对 Weibull 分布的拟合情况

为了量化的衡量拟合程度，引入相关系数的概念。对于二维样本 $(x_i, y_i)$ 其相关系数<sup>[37]</sup>定义为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3-9)$$

相关系数 $r$ 的绝对值越接近于 1 则二维样本的线性度越好。表 3-1给出了四个分割区在Weibull分布拟合条件下相关系数的大小。同时，为了进行比较，表中同样给出了高斯分布、瑞利分布、指数分布拟合情况下相关系数的情况。从表 3-1可以看出，Weibull分布对各分割区拟合结果的线性度都明显好于另外三者。

表 3-1 不同分布拟合结果的线性度比较

	Weibull 分布	高斯分布	瑞利分布	指数分布
P1	0.997211721	0.614872516	0.680638167	0.814345998
P2	0.992102375	0.384958903	0.432127428	0.546698671
P3	0.945906355	0.173380481	0.210647541	0.332940068
P4	0.926393787	0.492200534	0.567943579	0.741658207

表 3-1的结果是以图 3-4中的RD谱作为原始数据得出的结果。为了验证表中结论的广泛性，进一步对更大量的原始数据进行分析。表 3-2为对 15 个

批次、每批次 15 个波束的RD谱进行统计的结果，参与计算的单元共有  $15 \times 15 \times 256 \times 80 = 4608000$  个。从这一统计结果可以看出，其表现出的统计似然度与表 3-1是一致的。这一结果为后文利用Weibull对HFSWR RD谱的统计特征进行描述提供了更加有力的证据。

表 3-2 线性度统计结果

	Weibull 分布	高斯分布	瑞利分布	指数分布
P1	0.994912799	0.701594954	0.767770024	0.881179314
P2	0.993871147	0.420722151	0.465765632	0.557989919
P3	0.945490744	0.149341524	0.181609354	0.289162209
P4	0.924396392	0.409694770	0.476464241	0.641024355

### 3.4 分割效果衡量

在得到各分割区的统计拟合结果之后，可以反过来衡量云模型的分割效果。本文采用 KL 散度来衡量两个相邻分割区的差异。KL 散度<sup>[38, 39]</sup>可以度量任意两个统计分布之间差异度，其数学定义如下：

$$I(p_1(x), p_2(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} p_1(x) \log \left( \frac{p_1(x)}{p_2(x)} \right) dx \quad (3-10)$$

表 3-3为以Weibull分布拟合结果计算相邻分割区的KL散度的结果。

表 3-3 Weibull 分布拟合下相邻分割区的 KL 散度

分割区	P1, P2	P2, P3	P3, P4	P1, P3	P1, P4	P2, P4
KL 散度值	252.82	358.84	330.49	358.75	357.93	358.03

从表 3-3的结果可以看出，P1 和P2 的散度值明显小于其他散度值，这也就是说P1 和P2 两个分割区的差异度较小。实际上，P2 区为主要包括大气噪声的弱散射区，而P1 作为受到杂波和噪声干扰较小的区域，二者差异度较小在物理意义上是很明显的。因此考虑将P1 和P2 区合并，记为P12。图 3-9为对P12 进行Weibull分布拟合的结果。为了表示对比，同时对P2 和P3 以及P3 和P4 也都进行合并，并给出了拟合结果。

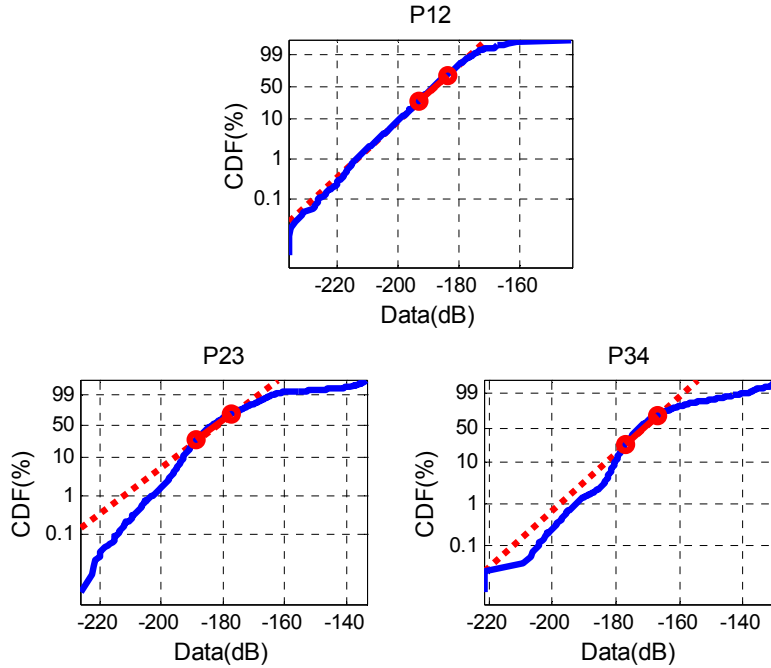


图 3-9 相邻分割区合并后 Weibull 分布拟合结果

从图 3-9 并不能明显看出哪两个分割区合并更为合理，表 3-4 给出了分割区合并后的拟合线性度。比较表 3-4 和表 3-1 的结果可以发现：P12 的线性度同时大于 P1 和 P2；P23 的线性度介于 P2 和 P3 之间；P34 线性度介于 P3 和 P4 之间。P23 和 P34 的线性度介于两个合并前分割区之间，这两种合并没有提高拟合线性度。于是，我们可以得到这样的结论，只有 P1 和 P2 分割区的合并可以提高检测背景对 Weibull 分布的似然程度，也就更有利于在 Weibull 分布假设下进行目标检测。

表 3-4 分割区合并后 Weibull 分布拟合的线性度

合并分割区	P12	P23	P34
线性度	0.998457842	0.9542675	0.907547064

进一步，通过 KL 散度值验证 P12 与 P3 和 P4 的差异度。表 3-5 给出了这一结果。比较表 3-5 与表 3-3 可知，P12 与 P3 和 P4 的差异度相比于分割前得到了较大的提高。P1 和 P2 的合并不仅提高了 Weibull 分布对 HFSWR 检测平面的描述能力，而且由于分割区的减少，也降低了目标的检测的复杂度。

表 3-5 P12 与其他分割区的差异度——KL 散度

分割区	P12, P3	P12, P4
KL 散度	357.44	356.61

综合以上分析，HFSWR 的 RD 谱分割方案可以重新定义如下：RD 谱被分割为三个区域：弱散射区、中等散射区和强散射区，分别记为 P12、P3 和 P4。

### 3.5 本章小结

本章针对高频超视距雷达检测背景的多源、非同质分布的特性，提出了一种基于云模型的检测背景分割与统计分析的方案。对实测数据的分析结果显示，将 HFSWR 的 RD 谱分割为三个区域，即强、中、弱散射区，三个散射区可以用不同参数的 Weibull 分布进行拟合，拟合结果的线性度在 92% 以上。利用 KL 散度对分割区差异度进行分析，对云模型分割方案进行了优化同时也证明各分割区之间有良好的差异度。以上 HFSWR 检测背景的统计分析结果可以用于协助目标检测策略的选择以及检测器参数的设计，为雷达系统后续的目标检测提供了有益的信息辅助。

## 第 4 章 基于区域分割的检测平面均匀化

### 4.1 引言

典型 HFSWR 检测背景——RD 谱中包含大气噪声、海杂波、电离层杂波和舰船目标等典型特征，如图 3-4 所示。在这种非同质背景下进行目标检测，不满足背景分布单一且已知的特征，在这种背景下实施已有的检测算法，如恒虚警算法，必然导致检测损失，降低算法的检测性能。

本章以第三章中背景分割结果为基础，对 HFSWR 雷达的 RD 谱进行检测平面均匀化：以三个分割区为转换单元，将具有 Weibull 分布特征的强、中、弱三个散射区转化为具有相同参数的、指数分布特征的统一检测平面。这一转换过程具有如下要求：首先，转换过程简单易于实现；第二，各个分割区转换结果可以无缝连接，即三个分割区的转换结果是具有相同参数的同种分布；第三，转换过程要在抑制海杂波、电离层杂波等杂波和噪声的同时，尽量保持目标特征。要实现这样严苛的要求，是十分具有挑战性而又有重要意义的。

针对转换要求，对转换过程提出更加明确的要求如下：第一，各个分割区的统计拟合结果要尽可能贴近 Weibull 分布特性，从量化指标上看，就要使分割区的线性度更逼近 1，只有这样才能使各个分割区经过统计分布转换后实现无缝连接，在无法做到所有分割区线性度都逼近 1 的情况下，要均衡三个分割区的线性度，避免出现某分割区（如 P4 区）线性度明显偏小的情况出现；第二，保持目标特征有两层含义，一个是对目标所在单元附近的背景估计要准确，这样才能实现良好的自适应检测门限设置，另一个是对目标附近单元进行检测平面转换时要避免目标的影响，不能因为目标的存在抬高临近单元的功率水平估计。

基于以上分析，本章安排如下：第 2 节对检测平面进行野值剔除，避免目标和强噪声对各个分割区 Weibull 分布拟合的影响；第 3 节将不同分割区具有不同参数 Weibull 分布的检测单元转化为具有相同参数的指数分布；第 4 节列出检测平面的均匀化的全部步骤。

### 4.2 检测平面野值剔除

从图 3-4 中可以看出，HFSWR 检测平面中有大量功率水平极强的野值点，这些点主要分布在海杂波附近，在电离层杂波中也有少量野值出现。这一点在

图 3-8 的 Weibull 分布拟合结果中也可以清晰的看到：在四个分割区都有不同程度的强功率点出现，这些点导致 Weibull 拟合线性度的下降。野值点在 P4 和 P3 分割区出现较多，从图 3-8 可以发现，P4 区线性度拐点出现在下四分位点附近，这说明 P4 区有四分之一的检测单元与另外四分之三的检测单元的统计分布情况不一致。类似的情况也发生在其他分割区。而当向这一背景中加入大量仿真目标以便生成多目标环境时，部分 SNR 较高的目标又会加剧这一情况。因此有必要在对检测背景中各个分割区进行统计分布拟合之前首先进行野值剔除。需要说明的是，本章进行野值剔除是在检测背景中加入大量仿真目标之后进行的，因此与第三章所进行的未加目标的分布拟合有所不同。

Dzvonkovskaya 在文献[24]中利用曲线回归方法针对 HFSWR 的检测背景设置自适应检测门限，分别沿多普勒维度和距离维度对检测背景进行曲线拟合，然后按照一定的置信区间计算背景功率水平的预测区间，而超过预测区间上限的单元如果也是局部峰值即被认为是目标。这种检测方法仅仅以曲线拟合的预测区间作为门限进行目标有无的判决，既无法保证恒虚警性能，也丧失了小目标的发能力。但是，这种曲线回归方法却可以用来进行检测平面的野值剔除。李杨博士在其博士论文[25]中即采用了这种方法进行检测背景的野值剔除。本文也采用这一方式实现野值剔除。在此仅简要给出曲线回归方法的过程，具体可以参考文献[25]。

#### 4.2.1 一元曲线回归分析

对于样本  $(y_i, x_i), i=1, \dots, N$ ，回归分析理论希望寻找一个回归函数来刻画离散样本的关系，以三次多项式模型为例，可以建立如下回归函数：

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \beta_3 x_i^3 + \varepsilon_i, i=1, \dots, N \quad (4-1)$$

其中  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$  为未知的回归参数。回归分析的目标即是在一定的显著性水平下寻找最优的回归参数估计。为方便矩阵化，将公式 (4-1) 写成如下形式：

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \varepsilon_i, i=1, \dots, N \quad (4-2)$$

其中，

$$\begin{cases} x_{i1} = x_i \\ x_{i2} = x_i^2 \\ x_{i3} = x_i^3 \end{cases}, \quad i=1, \dots, N \quad (4-3)$$

将公式 (4-2) 写成矩阵形式如下：

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4-4)$$

其中,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

假设随机误差  $\varepsilon$  满足正态分布, 定义样本观测离差如下:

$$y_i - E(y_i) = y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \beta_2 x_{i2} - \beta_3 x_{i3} \quad (4-6)$$

则离差平方和为

$$Q(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3) = \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{i1} - \beta_2 x_{i2} - \beta_3 x_{i3})^2 \quad (4-7)$$

寻找最优的  $\hat{\beta}_i$  使离差平方和最小。这一问题可以利用最小二乘法解决。在得到回归参数的最优解以后, 给定任意  $x_i$ , 即可得到其预测值  $\hat{y}_i$ 。设定显著性水平  $\alpha$ , 则  $y_i$  以概率  $1-\alpha$  在  $\hat{y}_i$  附近变动。数理统计分析表明, 对于预测值  $\hat{y}_i$  而言, 在小样本统计下 (样本数据量小于 30 时) 置信水平为  $100(1-\alpha)\%$  的预测区间为

$$\hat{y}_i \pm t(\alpha/2, N-2) S_0 \quad (4-8)$$

其中  $t(\alpha/2, N-2)$  可查  $t$  检验表得出, 另外

$$S_0 = S_y \sqrt{1 + \frac{1}{N} + \frac{(x_0 - X)^2}{\sum (x_i - X)^2}} \quad (4-9)$$

其中  $x_0$  为样本均值。而当样本数据量较大时, 预测区间有如下近似。在置信度为 68.2%, 95.4% 和 99.7% 条件下, 预测区间分别为

$$(\hat{y}_i - S_y, \hat{y}_i + S_y); (\hat{y}_i - 2S_y, \hat{y}_i + 2S_y); (\hat{y}_i - 3S_y, \hat{y}_i + 3S_y) \quad (4-10)$$

根据以上对曲线回归理论的简要叙述, 我们可以对 HFSWR 的 RD 谱进行一元曲线回归分析, 设置预测区间上边界, 进而剔除野值。

#### 4.2.2 基于曲线回归的HFSWR检测平面野值剔除

对于 HFSWR 的 RD 谱分别沿距离维度和多普勒维度进行一元曲线回归, 变量  $x$  是 RD 谱的多普勒坐标和距离坐标, 变量  $y$  则是 RD 谱的功率水平。回归模型采用三次多项式模型。



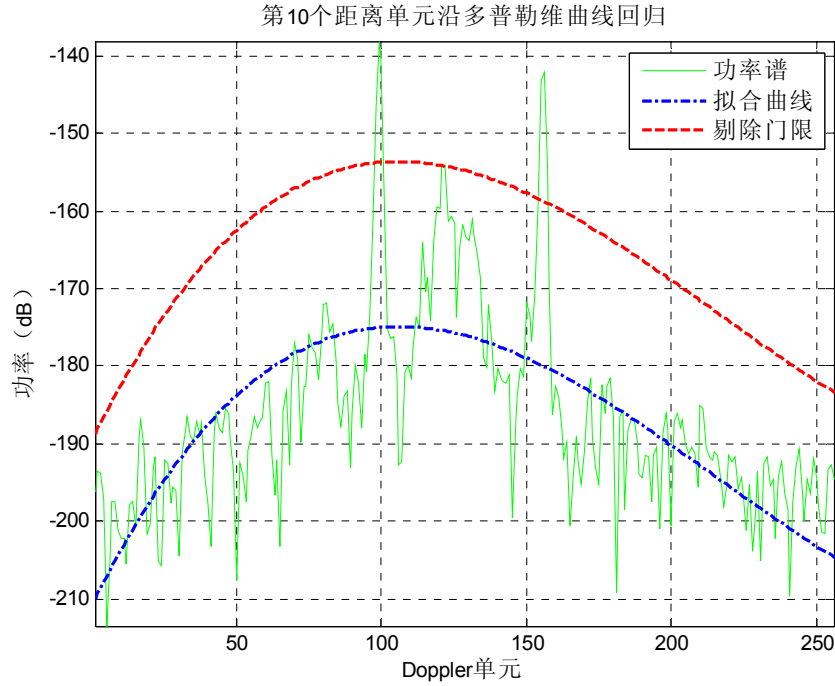


图 4-1 图 3-3 中 RD 谱第 10 个距离单元野值剔除结果

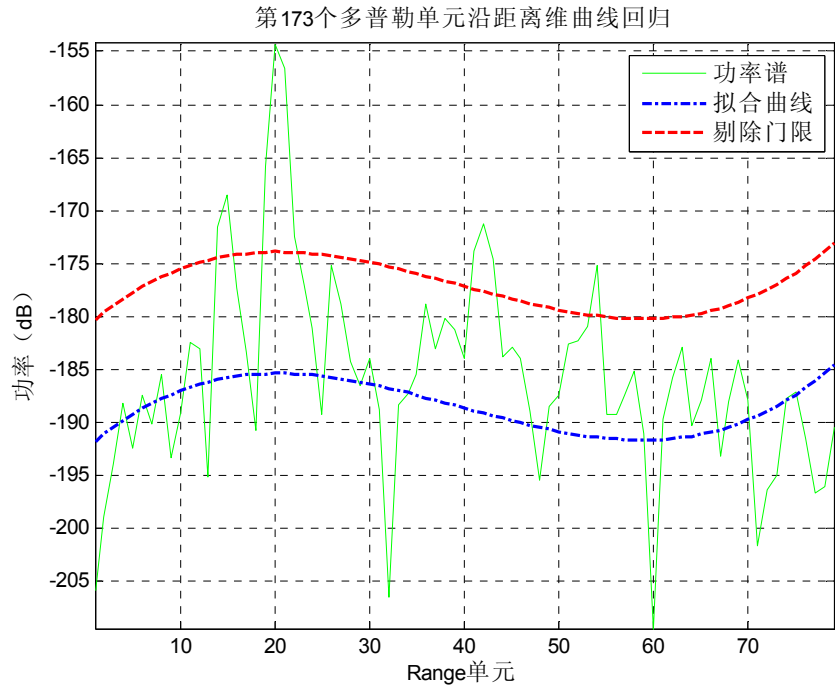


图 4-2 图 3-3 中 RD 谱第 173 个多普勒单元野值剔除结果

图 4-1和图 4-1分别给出了沿多普勒维度和沿距离维度进行曲线回归野值剔除的结果，其中置信度为 95.4%。从图中结果可以看出，沿多普勒维度进行曲线回归可以剔除功率水平较高的一阶海杂波单元，沿距离维进行曲线回归

拟合可以剔除功率水平较高的电离层杂波单元。

## 4.3 检测背景指数化

### 4.3.1 Weibull分布指数化

经典恒虚警检测中经常假设检测背景服从高斯分布（平方律检波后服从指数分布），因此本文希望将 HFSWR 检测背景从各分割区服从不同参数的 Weibull 分布转化为全平面服从相同参数的指数分布。这样，就可以采用已有的经典检测方法实现恒虚警检测，而针对弱目标，就可以采用检测前跟踪技术来实施检测。转化后的检测背景理论上与第 2 章的仿真平台统计特性是相同的，都是均匀的指数分布。

将 HFSWR 检测背景从 Weibull 分布转化为指数分布可以利用下式进行：

$$x_{\text{exp}} = \left[ \frac{x}{B(x)} \right]^{C(x)} \quad (4-11)$$

其中  $x$  为检测背景中原始采样单元， $B$  和  $C$  分别是相应采样单元所服从的 Weibull 分布的尺度参数和形状参数， $x_{\text{exp}}$  为转化后服从指数分布的采样单元。值得注意的是，经过这一转化，所有采样单元都服从参数为 1 的指数分布，这就实现了本章引言中的目标：转换结果是具有相同参数的同种分布。下一小节本文给出转换中所涉及到的 Weibull 分布的参数计算方法。

### 4.3.2 Weibull 参数估计

从公式 3-7 可以看出，Weibull 分布的形状参数为公式 3-7 中直线方程的斜率，而形状参数和尺度参数共同决定了直线方程的截距。这样，采用一次多项式模型对按公式 3-8 进行转化后的采样单元数据进行一元曲线回归，即可利用回归参数计算得到 Weibull 分布的形状参数和尺度参数。

需要说明的是，以上 Weibull 分布参数的计算是基于云模型分割结果中各个分割区除野值外的全部采样单元的。也就是说这一计算结果中的形状参数反应的是相应分割区全部采样单元的统计分布特征，而尺度参数反应的也是相应分割区全部采样单元的功率水平的平均尺度大小。这一结果中形状参数的意义是我们所追求的：统一的统计分布特征；而尺度参数的意义却不令人满意：我们希望尽可能确切的得到每个单元的附近的背景功率水平，而非整个分割区的平均水平。基于这样的考虑，这一计算结果中我们只采纳形状参数的结果，而尺度参数采用以下方法计算。

假设当前需要计算 RD 谱中采样单元  $x_{ij}$  的尺度参数，考察该采样单元附近的一个  $P \times Q$  维参考窗，采样单元位于参考窗的中心。提取参考窗中全部参考单元按降序排成一个数组，以该数组的中位数作为该采样单元的尺度参数估计。即尺度参数由参考单元的本地噪声统计得出。

#### 4.4 检测平面均匀化

综合本章第 2 节、第 3 节和第 3 章的叙述，本节将 HFSWR 检测平面均匀化的步骤归纳如下：

- 1) 将经过距离多普勒处理、自适应波束形成的正交双通道数据经平方率检波后得到的 RD 谱作为转化器输入；
- 2) 采用云模型分割方法将输入的 RD 谱进行谱分割；
- 3) 利用 KL 散度对云模型分割结果进行衡量和优化；
- 4) 利用曲线回归分析对 RD 谱实施野值剔除；
- 5) 对剔除野值后的各个分割区进行形状参数的估计；
- 6) 对 RD 谱中全部参考单元进行尺度参数估计；
- 7) 利用 Weibull 分布参数估计结果，将 HFSWR 检测平面转化为参数为 1 的指数分布检测平面。

经过以上 7 个步骤，即可将同质异质杂波共存的高频地波超视距雷达检测平面转化为具有已知参数的指数分布。

图 4-3 为图 3-4 中第 39 个距离单元经过以上步骤转化之后的检测平面与转化之前的对比结果。从图中可以看出，经过均匀化，RD 谱中的一阶海杂波（第 100、154 个多普勒单元及其邻近多普勒单元）、高阶海杂波都得到了抑制，而目标（第 48、80、112 个多普勒单元）被保留下来。并且目标信噪比并没有因为均匀化遭受较大的信噪比损失。

在 3.3 节本文利用相关系数衡量各个分割区与 Weibull 分布的似然程度，在此同样利用这一工具来衡量经检测平面均匀化的数据与指数分布的似然程度。

表 4-1 列出了图 3-4 中的 RD 谱和该 RD 谱经云模型分割生成的强、中、弱三个分割区经检测平面均匀化后与指数分布的相关系数，代表了与指数分布的似然度。从表中可以看出，三个分割区的似然度没有明显差异，整个 RD 谱对指数分布的似然度也较高。

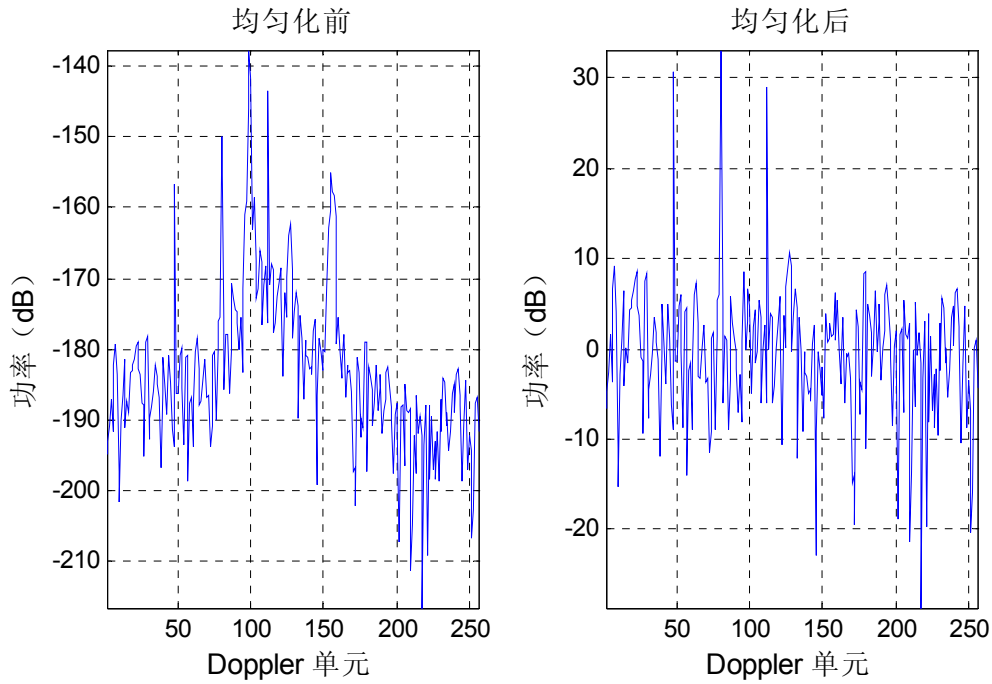


图 4-3 相同距离单元均匀化前后谱线对比

表 4-1 检测平面均匀化后与指数分布的似然度

	P12	P3	P4	RD 谱
相关系数	0.9880	0.9673	0.9831	0.9786

#### 4.4 本章小结

本章以 HFSWR 检测背景分割结果为基础,对非同质检测平面进行均匀化,该均匀化平面符合参数为 1 的指数分布。均匀化方案中,首先采用一元曲线回归分析方法对 HFSWR 的 RD 谱进行了野值剔除,然后基于剔除结果和 RD 谱分割结果将符合不同参数 Weibull 分布的各个分割区统一转化为满足参数为 1 的指数分布的统一检测平面。在该平面下,可以方便的进行经典的恒虚警检测和本文第 2 章中提出的检测前跟踪技术。

## 第 5 章 基于背景分割的多帧检测策略

### 5.1 引言

高频地波超视距雷达检测背景受到海杂波、电离层杂波、大气噪声等多源异质杂波干扰，其统计分布不均匀，难以利用某一种已知分布类型对 HFSWR 检测背景的统计特性进行描述。在这种情况下，经典的恒虚警检测算法所做出的高斯/非高斯背景假设便不能成立，这就使得这类参数检测算法应用在 HFSWR 中进行目标检测时其性能大幅下降。而不考虑背景统计特性的非参数检测算法同样会有较大的检测损失并且算法复杂性较高。

针对以上问题，Zoubir<sup>[40]</sup>和 Lu<sup>[39]</sup>分别先后提出基于背景统计分布差别的检测器设计方案。Turley<sup>[41]</sup>将天波超视距雷达的回波数据分割为符合 Rayleigh 分布和 Weibull 分布的两部分，并基于这一分割实现了恒虚警检测。然而，以上方法存在着缺陷。首先，这些方法未能充分认识到检测背景的统计复杂性，仅仅从功率水平考察背景分布特征，没有充分利用不同杂波在 RD 谱中的形状分布特征；其次，简单的恒虚警检测器在弱目标检测中性能会随目标信噪比降低而大幅变差。

经过以上分析可以看出，高频超视距雷达目标检测所面临的难点主要是检测背景中多源异质杂波所导致的背景非同质性，经典恒虚警算法所作出的统计模型假设与检测背景严重失配而导致检测损失。为解决这一问题，本文提出了一个基于 HFSWR 检测背景区域分割的弱目标检测方案。该方案首先利用云模型分割方法对 HFSWR 的 RD 谱进行区域分割，然后对各个分割区进行统计分析得出分割区的统计特征。在检测背景统计信息的辅助下，对 HFSWR 检测平面进行均匀化，均匀化后的检测平面的统计特性满足经典恒虚警检测所作出的高斯/非高斯统计假设。最后在新的检测平面下，利用检测前跟踪技术实现了 HFSWR 弱目标的检测。本章以 HFSWR 实测数据进行了目标检测的仿真，对本文提出的检测方案进行了量化分析。

### 5.2 检测策略设计

综合第 2、3、4 章的分析结果，本节给出本文设计的检测策略的步骤：

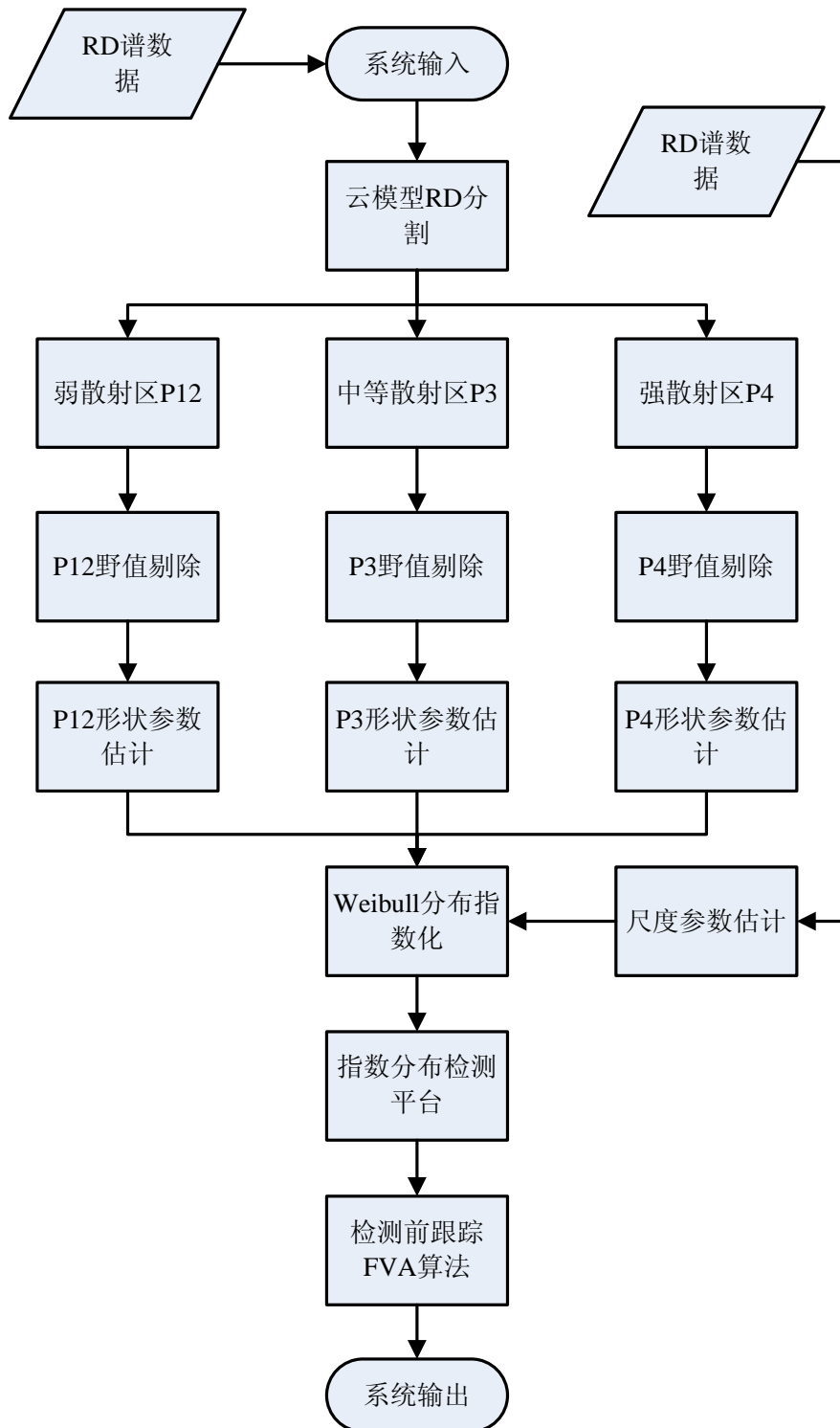


图 5-1 检测器系统流程

- 1) 将经过距离多普勒处理、自适应波束形成的正交双通道数据经平方率检波后得到的 RD 谱作为检测策略的输入；
- 2) 采用云模型分割方法将输入的 RD 谱进行谱分割，得到强、中、弱三

- 个散射区，分别标记为 P4、P3、P12；
- 3) 利用曲线回归分析对三个散射区分别实施野值剔除；
- 4) 对剔除野值后的各个散射区进行形状参数的估计；
- 5) 对 RD 谱中全部参考单元进行尺度参数估计；
- 6) 利用 Weibull 分布参数估计结果，将 HFSWR 检测平面转化为参数为 1 的指数分布检测平面。
- 7) 在均匀的指数分布检测平面下，利用检测前跟踪技术实现目标检测。
- 8) 检测结果输出。

需要说明的是，第三个步骤中野值剔除是对各个分割区进行的，而非对 RD 谱全平面进行。这是因为由于各个散射区在功率水平上差异较大，如野值剔除在 RD 谱全平面进行，会剔除大量 P4 和 P3 区散射单元，而不是将各个散射区的野值剔除，从而导致后续散射区形状参数估计出现较大误差。图 5-1 给出了检测策略的系统流程。

### 5.3 检测策略的性能分析方法

单纯采用仿真手段很难真实模拟 HFSWR 的检测背景，因此本文使用实测 HFSWR 数据作为检测背景，并在该实测背景中加入仿真目标，这样既能避免由于仿真背景的失真造成的检测性能分析误差甚至错误，又能有效判断检测策略的检测性能和虚警控制能力。为了考察本文提出的检测策略的性能，首先对经典的单帧恒虚警检测策略进行了仿真分析，即在得到 5.2 节中均匀的指数分布平面后采用单帧检测技术进行仿真分析；第二步采用文献[41]提出的算法对 HFSWR RD 谱进行处理，与第一步中的单帧检测算法进行对比分析，考察本文对背景信息的处理对检测性能的提升程度；第二步对检测前跟踪技术应用于该均匀指数平面的性能进行分析，与单帧检测技术进行对比，考察检测前跟踪技术对检测性能的提升。

#### 5.3.1 实验数据

为了对比不同算法的检测性能，对本文提出的检测策略进行如下 Monte Carlo 实验：将具有不同距离和多普勒速度的仿真目标加入到不同的 RD 谱中，目标信噪比为 10dB 至 30dB，间隔为 2dB。对每个特定信噪比的目标进行 20 次如下实验：将具有特定信噪比的仿真目标加入到 13 组实测背景数据中，其中每组包含 5 帧连续的 RD 谱，对每组数据中的 5 帧连续 RD 谱实施检测前跟踪技术，每个 RD 谱中包含 50 个仿真目标。这样对于一个特定信噪比的目标共进

行了  $20 \times 13 \times 50 = 13000$  次 Monte Carlo 实验。而对于单帧检测算法以及进行对比的文献[3]中算法利用相同的原始数据进行仿真分析。

为了标记简单，对于本文提出的检测策略记为多帧检测器（Multi-Frame Detector, MFD），而将利用本文检测平面均匀化结果进行的单帧检测策略称为单帧检测器（Single Frame Detector, SFD）。

### 5.3.2 单帧检测器设计方案

文献[42]中介绍了一种经典的高频雷达恒虚警检测方法。该方法首先使用峰值检测(Peak Detector, PD)提取目标在距离、多普勒和波束维度的三维峰值特征，然后使用 GOOS（最大-最小）检测器进行 CFAR 检测。由于本文已经将检测平面转换为均匀的指数分布，所以恒虚警算法只需采用单元平均（Cell Average, CA）恒虚警即可实现最优检测。本文将峰值检测和单元平均恒虚警结合起来实现单帧检测器。只有同时大于峰值检测门限和单元平均恒虚警检测门限的检测单元才会被判定为目标。恒虚警参考窗设置为多普勒域中检测单元左右各 15 个参考单元，检测门限按  $10^{-3}$  设置。

### 5.3.3 澳大利亚高频雷达的双参数恒虚警检测算法

Turley<sup>[41]</sup>于 2008 年对天波超视距雷达经线性检波的 RD 谱进行统计分析得到如下结论：回波数据可以分成两部分，分别是幅度较低的背景噪声，服从 Rayleigh 分布，幅度较高的杂波，包括海杂波等，服从形状参数小于 1 的 Weibull 分布。基于这一结论，Turley 提出了双参数恒虚警检测（Two Parameters CFAR, TP CFAR）。

具体的，首先基于顺序统计量进行 Weibull 分布尺度参数的估计。如下式：

$$B = w * x_{med} + (1 - w) * x_{smooth} \quad (5-1)$$

其中  $x_{med}$  为参考窗内全部采样单元的中位数统计量， $x_{smooth}$  为检测单元的平滑估计值， $w$  为加权值，其计算方法如下：

$$w = \frac{\text{erf}(4 \log 10 x_{med} - 2) + 1}{2} \quad (5-2)$$

式中  $\text{erf}(\cdot)$  为误差函数， $\text{erf}(\beta) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^\beta e^{-y^2} dy$ 。

然后进行形状参数估计：

$$C = \frac{C_{hi} - C_{lo}}{2} [\text{erf}(4 \frac{B - B_{lo}}{B_{hi} - B_{lo}} - 2) + 1] + C_{lo} \quad (5-3)$$



其中  $C_{hi}$  为服从 Rayleigh 分布的背景数据的形状参数； $C_{lo}$  为高强度杂波的形状参数， $B_{hi}, B_{lo}$  为经验尺度参数， $B$  为式(5-1)计算得到的尺度参数。

接着将原始数据归一化为 Rayleigh 分布，按下式进行：

$$x_{Rayleigh} = \left[ \frac{x}{B(x)} \right]^{\frac{C(x)}{2}} \quad (5-4)$$

最后对转化后的数据进行恒虚警检测。

在本文中所使用的原始数据是经平方率检波得到的，故(5-4)应调整为

$$x_{exp} = \left[ \frac{x}{B(x)} \right]^{C(x)} \quad (5-5)$$

其中经验参数  $C_{hi}$  也应由 2 改为 1，其余参数按文献中给出的原则进行设置。恒虚警检测采用 GOOS-CFAR 算法完成，参考窗为多普勒域检测单元左右各 15 个参考单元，检测门限按虚警为  $10^{-3}$  设置。

#### 5.3.4 多帧检测器设计方案

多帧检测器方案按照 5.2 节的系统流程进行。其中检测前跟踪算法的部分采用本文第 2 章提出的快速 Viterbi 算法。在第二章提出的 FVA 算法中，单帧检测采用单元平均恒虚警，而在此处，单帧检测采用 5.3.2 中的单帧检测器方案。其区别在于，5.3.2 中的单帧检测器相比于第 2 章的检测器增加了峰值检测器。

在本方案中，单帧检测器的检测门限按  $5 \times 10^{-2}$  设置，而多帧检测器最终的虚警概率通过公式 (2-19) 中的  $\lambda$  来控制，保持在  $10^{-3}$  量级。检测前跟踪技术中涉及到的另一个重要参数是数据批次，即利用连续多少批次的数据实现检测。在本方案中分别对 3, 4, 5 三种批次数选择进行了仿真分析，进行性能对比。为了后文标记方便，将批次数这一变量记为 batch。

#### 5.4 实测背景下检测性能仿真分析

图 5-2 和图 5-3 分别给出了 5.3 节三种检测策略的在处理相同数据时的检测概率对比和虚警概率对比。

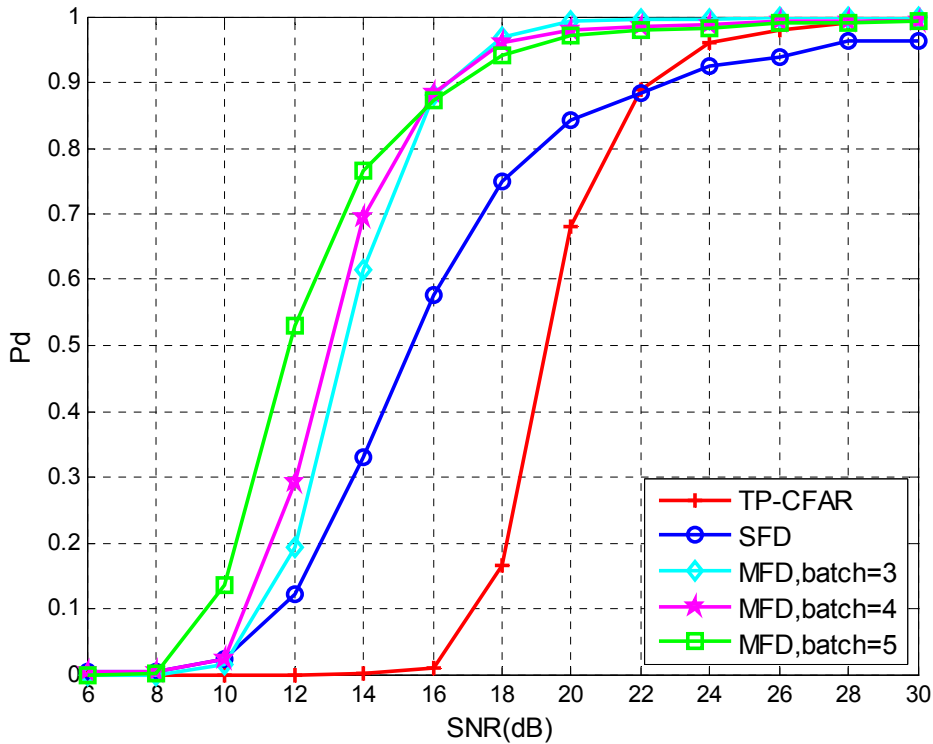


图 5-2 不同算法检测概率对比

通过两幅图对不同策略的比较，可以得到如下结论：

(1) 当信噪比 (SNR) 在 8~22dB 时，SFD 的检测概率 ( $P_d$ ) 明显高于 TP-CFAR，而且与 TP-CFAR 相比，SFD 的虚警概率在这一信噪比范围内并没大幅变差，严格控制在  $0.3 \times 10^{-3}$  水平以下。

(2) 当信噪比高于 22dB 时，SFD 的检测概率略低于 TP-CFAR，但是其检测概率依然保持在 0.9 以上，并随信噪比增大而趋近最优。

(3) 当信噪比大于 10dB 时， $batch=3,4$  的 MFD 算法的检测概率均高于 SFD 和 TP-CFAR，而  $batch=5$  时更是将这一范围延伸值 8dB，并且 MFD 算法的虚警概率始终保持在  $0.3 \times 10^{-3}$  以下的这样一个可接受的水平。

(4) 当信噪比在 10dB~22dB 范围内时，相比于 SFD 算法，MFD 算法对于检测概率的提升较为明显。不同批次的 MFD 算法在信噪比 10dB~16dB 范围内时，检测概率差别较大，表现为所用数据批次越多，检测概率越高。而当信噪比超过 16dB 时，不同批次的 MFD 算法检测概率相差不大。

(5) 检测性能方面，在雷达实际检测中，一般设定  $P_d$  高于 0.8 或 0.9。从这一角度比较的话，认为在保证虚警概率的同时，获得相同的检测概率，所需信噪比越低则检测性能越好。从图中可以看出，检测概率达到 0.8，所需信噪

比由低到高的顺序是 MFD、SFD、TP-CFAR。而对于 MFD，所用批次数越大，所需信噪比越小。但是当信噪比下降到 10dB 以下时，无限制提高批次数并不能无限制改善检测性能。

(6) 控制虚警能力方面，TP-CFAR 在信噪比大于 22dB 时既保持了较高的检测概率又获得了最低的虚警概率，保持了较高的性能。而当信噪比小于 22dB 以后，TP-CFAR 算法为了保持虚警能力而损失了过多的检测概率。在信噪比低于 22dB 时，SFD 算法在将虚警概率控制在  $0.3 \times 10^{-3}$  以下的同时，检测概率相比 TP-CFAR 有较大幅度的提高。而 MFD 算法则在图中列出的全部信噪比范围内保持了这一特性：在可接受的较低虚警范围内，具有更高的检测概率。对于使用不同批次数的 MFD 算法，所用批次数越多，抑制虚警能力越强，虚警概率越低。

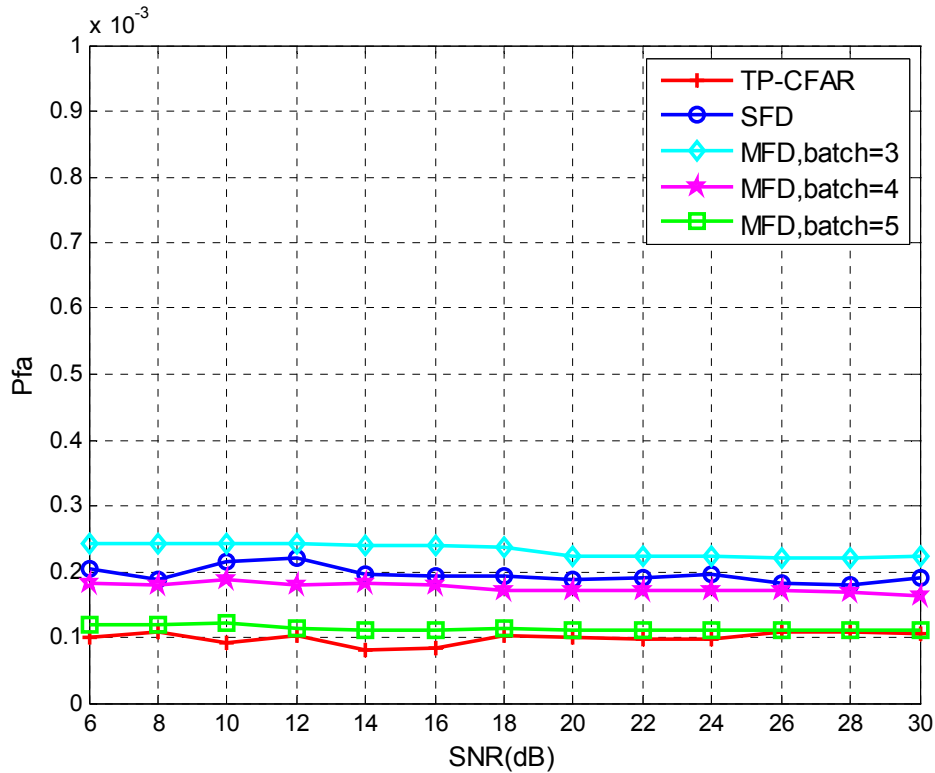


图 5-3 不同算法虚警概率对比

根据以上的结果和分析，对各种算法的性能进行了定性评价。表 5-1 分别对中低信噪比（22dB 以下）和高信噪比（22dB 以上）不同算法的表现进行了定性评价。可以看出，TP-CFAR 虽然在低信噪比时检测概率有较大损失，但是表现出更好的虚警控制能力；SFD 算法在中低信噪比时在保持较好虚警控制能力的情况下，获得了比 TP-CFAR 更高的检测能力；而 MFD 算法在全部信噪比范围内，都可以保持良好的虚警控制能力，同时具有最高的检测能，尤其当使用

$batch = 5$  的MFD算法时，在获得高检测概率的同时，虚警概率已经与TP-CFAR相当。

表 5-1 检测策略性能总结

序号	检测方法	检测性能		虚警控制能力	
		中低 SNR	高 SNR	中低 SNR	高 SNR
1	TP-CFAR	低	中	高	高
2	SFD	中	低	中	中
3	MFD	高	高	较高	较高

图 5-2和图 5-3的仿真结果中，MFD单帧门限的设置是按照单帧虚警概率为 $5 \times 10^{-2}$ 设定的。实际上虚警的下降有两个原因，一是多个批次不断地对备选目标进行筛选，换句话说，在第一批通过恒虚警门限的单元在后续批次关联到的单元有可能不能通过恒虚警门限，这一原因也是图 5-3所反映的所用批次数越多虚警概率越低的原因；第二个原因是关联完成之后的全局门限对虚警的控制。

为了说明单帧门限对检测性能和虚警控制能力的影响，特进行如下仿真实验。分别设定单帧虚警概率  $P_f$  为  $\{10^{-1}, 5 \times 10^{-2}, 10^{-2}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-3}\}$ ，以  $batch = 5$  的MFD算法为例，考察单帧门限对检测性能和虚警的影响。图 5-4和图 5-5即为仿真结果。从图中可以看出，单帧虚警概率越低，即单帧门限越高，全局检测概率越低，但是同时全局虚警概率也越低。检测性能与控制虚警能力不可兼得，这与一贯的理论预期是一致的。如何选择合适的单帧虚警概率还需要进一步的研究与分析。

通过以上分析，可以得出以下结论，与 TP-CFAR 相比，SFD 算法在允许的虚警概率范围内，对中低信噪比目标具有更好的检测性能；而 MFD 算法在同样虚警范围内，不但进一步提高了对中低信噪比目标的发现能力，同时也弥补了 SFD 对高信噪比目标检测能力稍差的缺陷。针对高频雷达远距离发现弱目标的主要任务需求，MFD 和 SFD 在保持虚警的同时对弱目标的更高的检测能力尤为重要。

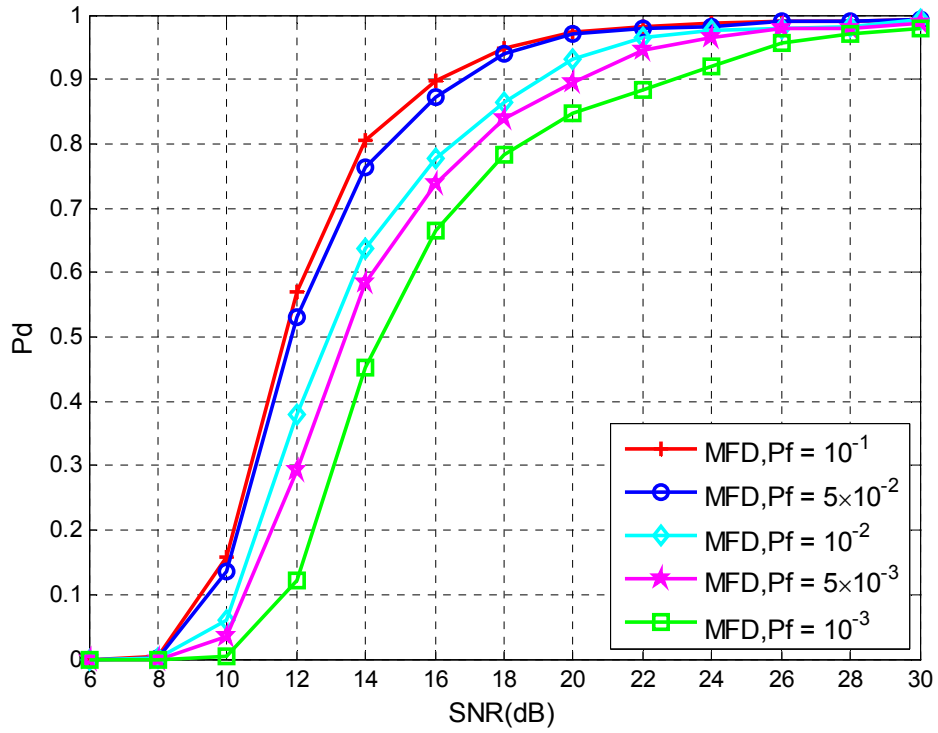


图 5-4 单帧门限对检测性能的影响

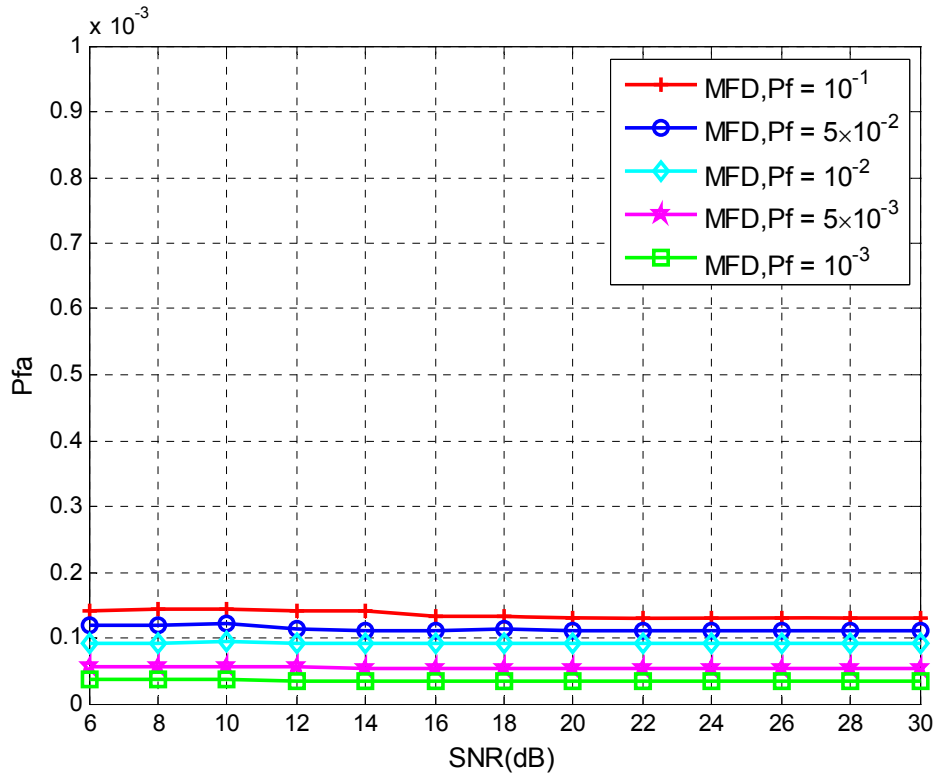


图 5-5 单帧门限对虚警概率的影响

## 5.5 本章小结

本章充分利用全文以上各章的结果，完整介绍了基于背景信息的 HFSWR 弱目标多帧检测策略。

首先，对多帧检测策略的模块化流程进行了描述；然后给出了对检测策略进行实验分析的实验数据和实验方法；最后基于 HFSWR 实测数据背景和仿真目标相结合的仿真手段对本文提出的多帧检测策略进行了性能分析，并与其他检测策略进行了性能比较。实验结果表明本文提出的方案对于高频地波超视距雷达具有更好的远距离弱目标检测能力。

## 结 论

针对高频地波超视距雷达 (HFSWR) 检测背景受到多源杂波干扰、呈现非同质特性而导致经典检测算法在处理 HFSWR 弱目标时性能大幅下降的问题, 本文提出了一个基于检测背景分割的多帧检测策略。这一检测策略是一个针对 HFSWR 弱目标检测的完整方案, 利用了检测背景分割、分割区统计特性分析、检测前跟踪技术等手段, 大大提高了对弱目标的检测性能。本文围绕该策略的关键技术展开, 现将研究成果总结如下:

1. 针对弱信噪比下雷达动目标检测问题, 本文提出了一种高效快速的 Viterbi 算法, 实现检测前跟踪技术。该算法改进了传统检测前跟踪技术中常用 Viterbi 算法的备选目标搜索方法和筛选方法, 同时引入了恒虚警检测作为预处理, 避免了对大量噪声单元的遍历, 在不损失检测性能的前提下, 可以大大降低计算量。同时, 快速 Viterbi 算法不需要任何后续处理即可大幅抑制常规 Viterbi 算法中不可避免的目标能量扩散效应。仿真分析结果证明了新算法的有效性, 这一结果为后文对 HFSWR 中弱目标进行有效检测奠定了基础。

2. 针对 HFSWR 检测背景的受到多源干扰、呈现非同质分布的特性, 提出了一种基于云模型的检测背景分割与统计分析的方案。对实测数据的分析结果显示, 将 HFSWR 的 RD 谱分割为三个区域, 即强、中、弱散射区, 三个散射区可以用不同参数的 Weibull 分布进行拟合, 拟合结果的线性度在 92% 以上。利用 KL 散度对分割区差异度进行分析, 对云模型分割方案进行了优化同时也证明各分割区之间有良好的差异度。以上 HFSWR 检测背景的统计分析结果可以用于协助目标检测策略的选择以及检测器参数的设计, 为雷达系统后续的目标检测提供了有益的信息辅助。

3. 以 HFSWR 检测背景分割结果为基础, 对目标检测平面进行均匀化, 即同质化, 该均匀化平面符合参数为 1 的指数分布。设计方案中, 首先采用一元曲线回归分析方法对 HFSWR 的 RD 谱进行了野值剔除, 然后基于剔除结果和 RD 谱分割结果将符合不同参数 Weibull 分布的各个分割区统一转化为满足参数为 1 的指数分布的同质检测平面。在该平面下, 可以方便的实施经典的恒虚警检测和检测前跟踪技术。

4. 利用以上分析和处理结果, 提出了基于检测背景分割的 HFSWR 弱目标多帧检测策略。首先列出了多帧检测策略的详细流程; 然后给出对检测策略进行实验分析的实验数据和实验方法; 最后采用 HFSWR 实测数据背景和仿真目

标相结合的手段对本文提出的多帧检测策略进行了性能分析，并与其他检测策略进行了性能比较。实验结果表明本文提出的方案在高频地波超视距雷达非同质检测背景下具有更好的弱目标检测能力。

通过以上分析和实验验证，可以得出如下结论：本文提出的基于背景分割的多帧检测策略能更加有效的处理 HFSWR 检测背景中的多源杂波干扰，提高对弱目标的检测能力。

研究展望与设想：

对 HFSWR 非同质背景进行统计分析并实现弱目标检测是一项非常困难的工作，本文仍然存在一些有待改善的方面。对于进一步的研究展望如下：

- 1) 多帧检测器设计方案中有较多参数需要设置，如峰值检测门限、单帧恒虚警门限等，还需要进一步研究参数的最优化设置，以获得最佳的检测性能。
- 2) 对于检测前跟踪技术，可以尝试研究其他算法，如粒子滤波技术，以应对更加复杂的运动模型。



## 参考文献

- [1] Sevgi L, Ponsford A, Chan H C. An Integrated Maritime Surveillance System Based on High-Frequency Surface-Wave Radars, Part 1: Theoretical Background and Numerical Simulations[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine. 2001, 43 (4) : 28-43.
- [2] Crombie. Doppler spectrum of sea echo at 13.56 MHz/s[J]. Nature. 1955, 175: 681-682.
- [3] Emery D J, Money D G, Mainwaring H W. Some Aspects of Design and Environmental Management in HF Surface Wave Radar[C]. Radar 2002: 51~55.
- [4] Nichtern O, Rotman S R. Tracking of a Point Target in an IR Sequence Using Dynamic Programming Approach[C]. IEEE 24th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel, 2006: 265-269
- [5] Czyz J, Ristic B, Macq B. A particle filter for joint detection and tracking of multiple objects in color video sequences[C]. 7th International Conference on Information Fusion (FUSION), 2005 (1) : 176-182
- [6] Orlando D, Venturino L, Lops M, et al. Track-Before-Detect Strategies for STAP Radars[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58 (2) : 933-938.
- [7] Boers Y, Driessen J N. Multitarget Particle Filter Track Before Detect Application[J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigations, 2004, 151 (6): 351-357
- [8] Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search Radar Detection and Track with the Hough Transform(Part I, II,III)[J], IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30 (1) : 102-125.
- [9] Shaonan G, Xiaoling Z, Ling F. A Track-Before-Detect Algorithm Using KA-HT Based on Target Doppler Property[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009, 4: 434-437.
- [10] 孔敏, 王国宏, 陈娉娉等. 基于规格化 Hough 变换的天波超视距雷达检测前跟踪算法[J]. 电讯技术, 2009, 49 (12): 51-56.
- [11] 何伍福, 王国宏, 黄盛霖. Weibull 海杂波环境中基于 Hough 变换的目标最优检测[J]. 现代雷达, 2004, 26 (2): 42-46.

- [12] 王国宏, 何伍福. Lognormal 杂波环境中基于 Hough 变换的目标检测[J]. 海军航空工业学院学报, 2005, 20 (6): 601-605.
- [13] Buzzi S, Lops M, Venturino L et al. Track-Before-Detect Procedures in a Multi-Target Environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44 (3) : 1135-1150.
- [14] Liangchao L, Jianyu Y, Junli W. An Improved Viterbi Algorithm for PMMW Moving Targets Detection[C]. International Forum on Information Technology and Application, 2009, 1: 772-775.
- [15] Hongping H, Xiaoling Z, Shaonan G. An Improved TBD Method Based on Modified Hough Transform and Viterbi Algorithm for Early Detection of Dim Darget[C]. IET International Radar Conference, 2009: 1-5.
- [16] Yong H, GuoFeng J, KaiLan Q, et al. Radar Track-Before-Detect Algorithm of Multitarget Based on the Dynamic Programming[C], CIE' 06 International Conference on Radar, 2006: 1-4.
- [17] Salmond D J, Birch H. A Particle Filter for Track-Before-Detect[C]. American Control Conference, 2001, 5: 3755-3760.
- [18] 杨小军, 潘泉, 张洪才. 基于粒子滤波和似然比的联合检测与跟踪[J]. 控制与决策, 2005, 20 (7): 837-840.
- [19] 胡洪涛, 敬忠良, 胡士强. 基于辅助粒子滤波的红外小目标检测前跟踪算法[J]. 控制与决策, 2005, 20 (11): 1208-1211.
- [20] Finn H M, Johnson R S. Adaptive Detection Mode with Threshold Control as a Function of Spatially Sampled Clutter Level Estimates[J]. RCA Review. 1968, 29:414-463
- [21] Maresca S, Greco M, Gini F, et al. The HF Surface Wave Radar WERA. Part I: Statistical Analysis of Recorded Data[C]. Radar Conference, 2010: 826-831.
- [22] Mike D E, Turley. Signal Processing Techniques for Maritime Surveillance with Skywave Radar[C]. International Conference on Radar, 2008: 241-246.
- [23] Dzvonkovskaya A L, Rohling, H. CFAR Target Detection Based on Gumbel Distribution for HF Radar[C]. International Radar Symposium, 2006: 1-4.
- [24] Dzvonkovskaya A L, Gurgel K W, Rohling H, et al. Low Power High Frequency Surface Wave Radar Application for Ship Detection and Tracking[C]. International Conference on Radar, 2008: 627-632.
- [25] 李杨. 高频地波雷达背景感知与目标检测技术研究[D]. 哈尔滨工业大学博士学位论文, 2009: 50-51.
- [26] Davey S L, Rutten M G, Cheung B. A Comparison of Detection Performance for Several Track-Before-Detect Algorithms[C]. 11<sup>th</sup> International Conference

- on Information Fusion, 2008: 1-8.
- [27] Tonissen, Evans. Performance of Dynamic Programming Techniques for Track-Before-Detect[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32 (4) : 1440-1451.
- [28] 宋慧波, 高梅国, 田黎育等. 一种基于动态规划法的雷达微弱多目标检测方法[J]. 电子学报, 2006, 34 (12) : 2142-2145.
- [29] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 云理论-隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32 (6) : 15-20.
- [30] 石亮, 黄仕家, 邓有为. 基于云模型的机载电子对抗系统效能评估方法[J]. 火箭与制导学报, 2006, 26 (3) : 311-314.
- [31] 孟祥怡, 张光卫, 刘常昱等. 基于云模型的主观信任管理模型研究[J], 系统仿真学报, 2007, 19 (14) : 3310-3317.
- [32] 秦昆, 李德毅, 许凯. 基于云模型的图像分割方法研究[J]. 测绘信息与工程, 2006, 31 (5) : 3-5.
- [33] 许凯, 秦昆, 裴韬. 一种交互式的云模型图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 34: 33-35+52.
- [34] 李德毅. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 220-231.
- [35] 秦昆, 王佩. 基于云变换的曲线拟合新方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44 (23) : 56-58+74.
- [36] Galati G. Advanced Radar Techniques and Systems[M]. Peter Peregrinus Ltd, 1993: 188-207.
- [37] 王黎明, 陈颖, 杨楠. 应用回归分析[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2008: 47-52.
- [38] Kenneth P B, David R A. Model Selection and Inference-a Practical Information-Theoretic Approach[M]. Springer, 1998.
- [39] Lu X, Wang J, Dizaji R, et al. A Switching Constant False Alarm Rate Technique For High Frequency Surface Wave Radar[C]. Canadian Conference on Electronical and Computer Engineering, 2004, 4: 2081-2084.
- [40] Zoubir A M. Statistical Signal Processing For Application to Over-The-Horizon Radar[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1994: 19-22.
- [41] Turley M D E. Signal Processing Techniques for Maritime Surveillance with Skywave Radar[C]. 2008 International Conference on Radar, 2008: 241-246.
- [42] Turley M D E. Hybrid CFAR Techniques for HF Radar[C]. IEEE International Conference on Radar, 1997: 36-40.

## 攻读硕士学位期间发表的论文及其它成果

### （一）发表的学术论文

- [1] Ning Zhang, Song Hao, Yang Li. An Improved Fast Viterbi Algorithm for Track-Before-Detect. 3rd International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2010, Yantai, China, October 16-18, 2010. IEEE, 2008: 3125-3128. (oral paper, EI 收录号: 20105213529352)
- [2] Yang Li, Song Hao, Ning Zhang, Junhao Xie, Shang Shang. Detection Background Segmentation and Statistical Analysis for High Frequency Surface Wave Radar. 6th International Conference on Radar, Radar 2011, Chengdu, China, October 24-27, 2011. IEEE 2011.(oral paper, 国际 B 类会议, EI 检索)
- [3] Yang Li, Ning Zhang, Shang Shang, Song Hao. Signal Frequency Estimation Based on Modified Constant with Maximum Deviation Criterion. TENCON 2010. Fukuoka, Japan, Nov.21-24, 2010. IEEE, 2010: 712-715. (oral paper, EI 收录号: 20110813672780)

### （二）申请及已获得的专利

- [1] 李杨, 张宁, 郝松. 基于距离-多普勒谱的电离层杂波区域识别方法: 中国, 申请号: 201010602273.5. 2010-12-23。
- [2] 李杨, 张宁, 郝松. 一种高频段一阶 Bragg 峰及其分裂谱峰的识别方法及系统: 中国, 申请号: 201010609804.3. 2010-12-29.

## 哈尔滨工业大学学位论文原创性声明及使用授权说明

### 学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的学位论文《非同质分布背景下高频雷达目标多帧检测技术研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨工业大学攻读学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：郝松 日期：2011 年 6 月 27 日

### 学位论文使用授权说明

本人完全了解哈尔滨工业大学关于保存、使用学位论文的规定，即：

(1) 已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文；(2) 学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；(3) 为教学和科研目的，学校可以将学位论文作为资料在图书馆及校园网上提供目录检索与阅览服务；(4) 根据相关要求，向国家图书馆报送学位论文。

保密论文在解密后遵守此规定。

本人保证遵守上述规定。

作者签名：郝松 日期：2011 年 6 月 27 日

导师签名：张宁 日期：2011 年 6 月 27 日

## 致 谢

衷心感谢导师张宁教授对本人的精心指导。他的言传身教将使我终生受益。张老师严谨的治学态度、踏实的科研作风始终是我不断学习的楷模。张老师对我的严格要求鞭策我不断前进，不敢有所懈怠。两年的硕士生涯，张老师实事求是的工作态度和雷厉风行的工作作风深刻的影响了我的学习与生活，使我逐渐具备了一名科研工作者的基本素质。我从张老师身上学到的不只是理论知识和科研技术，更重要的是正确的做人做事的态度。

还要感谢李杨师兄对我的帮助。从本文的选题到具体的实现，李杨师兄都给予我极大的帮助和指导。李杨师兄严谨的科研态度、扎实的技术功底都是我学习的榜样。在此对李杨师兄不断地督促与鼓励致以真挚的感谢。

感谢在我硕士学习阶段给予很大帮助的电子所各位老师，是他们的帮助和教诲才使我顺利完成课题的研究任务。特别感谢林力副教授从我本科到硕士六年时光对我成长的指导与帮助，令我受益匪浅。感谢尚尚博士带领我走进雷达信号处理领域。

感谢实验室的林超、马宏伟、冯晓东、朱猛、文斌、宋效果等硕士同学，与他们的交流与讨论总是愉快并富有成效。感谢所有同学营造的和谐的实验室环境。

最后要感谢我的家人：感谢父母赐予我的宝贵生命与和睦的家庭氛围；感谢他们对我悉心的照顾与支持。还要感谢我的女朋友沈阳，感谢她在生活上的关怀与精神上的鼓舞。谨以此文献给你们。