

XIANDAI LEIDA
MUBIAO JIANCE JISHU

现代雷达 目标检测技术

孙玉梅 张彦飞 张吉松 著



中国电力出版社
CHINA ELECTRIC POWER PRESS

现代雷达 目标检测技术

孙玉梅 张彦飞 张吉松 著

XIANDAI LEIDA
MUBIAO JIANCE JISHU



中国电力出版社
CHINA ELECTRIC POWER PRESS

内 容 提 要

本书是关于现代雷达目标检测理论与方法的专著。书中总结了近二十多年来在这一领域内的研究进展及作者十余年的研究成果。它既有深刻的理论背景,又有较强的应用性。全书内容共分7章。第1章介绍了现代雷达目标检测的理论基础,包括不变检验原理和恒虚警处理技术;第2章总结了现代雷达的回波统计模型;第3章研究了现代雷达目标检测的子空间方法;第4章和第5章结合现代雷达实测的海杂波数据,对海杂波特性进行了分析,并介绍了现代雷达的海杂波目标检测方法;第6章介绍了常规雷达图像的目标检测技术;第7章介绍了高分辨率雷达图像的目标检测技术。本书重视理论联系实际,注意对新概念、新理论的介绍,基本概念论述清晰,理论推导科学严谨,处理技术切实可用,内容编排由简单到复杂,便于读者阅读和理解。

本书可供从事雷达工程、声呐、电子信息工程、信号与信息处理、通信与信息系统等电子信息类专业的工程技术人员阅读和参考。

图书在版编目(CIP)数据

现代雷达目标检测技术/孙玉梅,张彦飞,张吉松著. —北京:中国电力出版社,2016.8

ISBN 978-7-5123-9451-3

I. ①现… II. ①孙… ②张… ③张… III. ①雷达目标-目标检测 IV. ①TN951

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2016)第 221721 号

中国电力出版社出版、发行

(北京市东城区北京站西街19号 100005 <http://www.cepp.sgcc.com.cn>)

北京教图印刷有限公司印刷

各地新华书店经售

*

2016年8月第一版 2016年8月北京第一次印刷

787毫米×1092毫米 16开本 10.75印张 262千字

定价 48.00 元

敬告读者

本书封底贴有防伪标签,刮开涂层可查询真伪
本书如有印装质量问题,我社发行部负责退换

版 权 专 有 翻 印 必 究

前言

雷达目标检测的主要目的是从各种干扰、噪声和杂波背景中发现感兴趣的有用目标。雷达目标检测技术内容丰富，理论严谨，效果显著，是雷达系统设计中的关键技术之一，对改善和提高雷达系统的性能起着十分重要的作用。

现代雷达由于采用了脉冲压缩技术或者频率捷变技术，使得雷达的发射信号具有很大的时宽带宽积，从而获得了距离高分辨的能力。在高分辨雷达信号照射下，目标的尺寸远大于现代雷达的距离分辨单元；与传统的低分辨雷达相比，现代雷达观测到的目标的散射回波信号不再是仅仅只占据一个距离分辨单元的“点目标”，而是分布在不同的径向距离分辨单元中，形成所谓的“距离扩展目标”，即目标的多个强散射中心的后向散射分布在不同的径向距离单元中。与传统的低分辨雷达相比，现代雷达在抗干扰能力、反侦察能力、精确探测及成像、高精度跟踪、目标识别等方面具有明显的优势，已成为雷达发展的一个重要方向。

在过去的二十余年里，现代雷达的目标检测问题成为雷达信号处理界普遍关注的课题之一。高分辨率现代雷达由于具有大的绝对带宽、很高的距离分辨率，使得它在目标回波模型、杂波统计规律、信号处理、目标检测、杂波抑制等方面存在一些新的技术问题。例如，与普通雷达相比，高分辨率现代雷达形成的距离扩展目标特性发生了很大的变化。在普通的低分辨率雷达中，目标各散射中心回波在时域上的重叠造成目标的角闪烁和雷达横截面积（RCS）起伏，使检测性能下降。通常可以将普通的低分辨率雷达目标归结为“点”目标，认为目标回波与发射信号具有相同的形式，在杂波、干扰和噪声背景中对“点”目标的检测以发射信号的匹配滤波器为核心。但在高分辨率的现代雷达中，由于距离分辨率已远小于目标尺寸，目标回波是各散射中心分布函数的径向投影与发射信号相互作用的结果。目标各散射中心回波在时域上是分离的，这为实现各散射点回波能量的积累、提高雷达对目标的检测能力提供了重要前提条件。事实上，高分辨率的现代雷达检测能力得到显著提高的根本原因是随着雷达分辨率的提高，“光学区”目标被分解成若干个数目不多的孤立的散射强点。这些孤立的散射强点分别出现在不同的距离分辨单元中，这对目标检测带来两种效应：①出现在每个距离分辨单元之中的杂波能量大大减少；②与没有被分解的“点”目标相比，当目标被分解成孤立的强散射点后，目标的 RCS 起伏要小很多。

由于高分辨率的现代雷达观测到的目标回波会出现在多个径向距离分辨单元上，呈

现多个散射点，若此时还是采用常规的低分辨雷达对点目标检测的方法，则距离扩展目标其余的强散射中心的能量就会泄漏到邻近的辅助距离单元中而形成所谓的“信号污染”现象，导致检测性能大大下降。可见传统的低分辨雷达的目标检测方法对高分辨的现代雷达目标检测不再适用，因此研究针对高分辨的现代雷达目标检测技术就十分必要。

本书选择在现代雷达系统中具有应用价值及前景的典型目标检测技术作为内容。在编写过程中力求重点突出，概念准确、清晰。对所述及的每种技术，从理论基础到实现、性能分析等都有较全面的阐述、分析和讨论。本书在编写中认为读者已经掌握了雷达系统的组成和基本原理，掌握了信号处理、信号检测与估计理论、统计信号处理的理论和必要的工程数学知识，故不再重复。

本书由烟台南山学院孙玉梅、张彦飞、张吉松编写。在编写过程中，参考了国内外有关的文献和资料，在此向所有参考文献的作者表示诚挚的感谢。中国电力出版社为本书的出版付出了辛勤的劳动，做了大量细致的工作，在此深表谢意。

由于现代雷达目标检测理论和技术发展极为迅速，加上作者理论水平有限，书中难免存在一些缺点或不足之处，敬请广大读者批评指正。

孙玉梅 张彦飞 张吉松于烟台南山学院

2016年3月

目 录

前言

第 1 章 现代雷达目标检测的理论基础	1
1.1 引言	1
1.2 不变检验	2
1.3 恒虚警检测的一般模型	3
1.4 高斯杂波背景中检波后的恒虚警处理	4
1.5 高斯杂波背景中检波前的恒虚警处理	7
1.6 确定性(非起伏)信号的检测	9
1.7 随机信号的检测	16
1.8 非高斯杂波背景中的恒虚警处理	20
第 2 章 现代雷达的回波统计模型	25
2.1 目标信号的统计模型	25
2.2 杂波的统计模型	29
第 3 章 现代雷达目标检测的子空间方法	44
3.1 引言	44
3.2 广义匹配子空间检测器的设计	45
3.3 广义匹配子空间检测器虚警概率的计算	49
3.4 广义匹配子空间检测器的自适应问题	51
3.5 广义匹配子空间检测器的性能分析	52
3.6 方位扩展目标的检测技术	56
3.7 式(3-17)的详细推导	63
第 4 章 现代雷达的海杂波特性分析	65
4.1 引言	65
4.2 海杂波实测数据的统计特性分析	66
4.3 海杂波实测数据的混沌特性分析	73
4.4 基于分形的海杂波分析	84
第 5 章 现代雷达的海杂波目标检测方法	87
5.1 引言	87
5.2 基于非线性预测网络的海杂波目标检测技术	88

5.3	基于双门限硬门限阈值的混沌海杂波目标检测技术	89
5.4	基于 CFAR 的混沌海杂波下目标检测算法	94
5.5	基于记忆库和一维超盒的目标检测方法	98
5.6	基于分维差别的目标检测方法	101
5.7	海杂波下基于组合分形参量的模糊目标检测	103
5.8	海杂波下基于多重分形的目标检测方案	106
第 6 章	常规雷达图像的目标检测技术	114
6.1	常规雷达图像的特点	114
6.2	常规雷达图像的预处理技术	115
6.3	常规雷达图像的分割	119
6.4	帧间相关处理	122
6.5	运动目标指示	123
第 7 章	高分辨率雷达图像目标检测技术	125
7.1	概述	125
7.2	测试数据集	128
7.3	性能评估方法	135
7.4	SAR 图像统计模型	137
7.5	SAR 图像分割	147
7.6	SAR 图像目标检测	151
7.7	多波段多极化 SAR 图像处理	164
参考文献		166

现代雷达目标检测的理论基础

1.1 引言

早期雷达系统把所有视频信息直接送到显示器，由操作手通过监视显示器判定目标的有无。由于信号在产生和传输过程总会不同程度地受到随机干扰，杂波和噪声以及目标回波的幅度变化会同时显示出来，严重影响操作手的检测能力。现代雷达系统已经能够完成自动检测和跟踪，这是现代雷达技术的一个重要特点。在信号检测过程中会出现漏报和虚警两类错误。对于固定阈值检测，如果背景杂波平均功率水平增加几分贝，虚警概率将急剧增加 [见图 1-1，其中纵坐标 $\text{LOG}_{10}(\text{Pfa})$ 的含义是 Pfa 的以 10 为底的对数， Pfa 是虚警概率并且视频积累会加剧这种影响]，以至于显示器画面饱和或数据处理设备过载。这时即使信噪比很大，也不能做出正确的判决。因此，在强干扰中提取信号，不仅要求有一定的信噪比，而且要求检测器具有恒虚警性能。恒虚警率 (Constant False Alarm Rate, CFAR) 处理已经成为具有自动检测功能的现代雷达系统必不可少的组成部分。

恒虚警性能是要求检测器在均匀杂波背景中的虚警概率与背景杂波平均功率水平无关，这是一种严格的恒虚警定义，或者更一般地说是可以有效地控制背景杂波平均功率水平对虚警概率的影响，这是广义的恒虚警定义。由此可见，CFAR 算法的共性是一种不变性，即在均匀杂波背景条件下，背景杂波平均功率水平变化时虚警概率是不变的。在通常的高斯杂波条件下，由于高斯分布是一个尺度变换下的不变分布，几乎所有的 CFAR 处理就是归一化。这种归一化处理的实质就是使检测统计量成为一个尺度变换下的不变统计量。对于统计分布

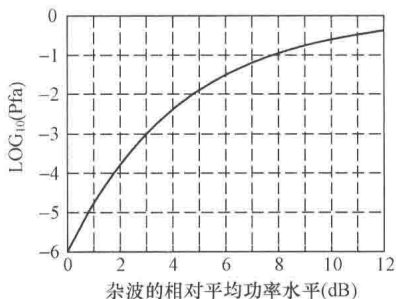


图 1-1 虚警概率与杂波平均功率水平的关系

是一个尺度变换下的不变分布的背景杂波，由在尺度变换下的不变检测统计量构成的检测问题在尺度变换下是不变的，也就是恒虚警性能。实际上，这个原理并不局限于上述情况，本章将进一步深入研究恒虚警处理的不变检验性质的有关问题。首先给出不变检验的有关概念。然后讨论利用不变性证明 CFAR 处理的一般方法。分成检波后和检波前两个部分研究高斯背景杂波中的检测问题，分析一般检测、恒虚警检测和自适应检测算法的结构以及与不变性的关系。随后在非高斯杂波背景中研究上述问题，主要分析复合高斯杂波背景中的检测；为了完整性，还要讨论 Weibull、Log-normal 分布杂波中的 CFAR 检测。这些研究有助于理解在高斯和非高斯杂波背景中恒虚警处理的机理和构造各种杂波背景中的检测算法。

1.2 不变检验

一些统计问题不存在一致最优势检验 (uniformly most powerful, UMP), 但是却具有某种内在的不变性质。在这类不变检验中可能存在 UMP 性质, 这使得对检验问题的不变性的研究得到了重视。粗略地说, 检验问题的不变性就是要求检验问题在某种变换下是不变的, 这种变换就是不变变换。下面先介绍不变变换, 然后再介绍不变检验。

决定检验性质的重要因素有两个: 一个是观测的统计特性, 另一个是检验统计量。观测的统计特性是确定的, 不是人为可以决定的。所以, 不变变换的定义是针对统计特性的, 然后定义在此不变变换下的不变统计量。

设随机变量 $X = (X_1, \dots, X_n) \in \mathcal{X}$ 的概率密度函数 $f(x; \theta)$ 属于概率密度函数族 $\{f(x; \theta), \theta \in \Theta\}$ 。其中, θ 是概率分布参数, Θ 是参数空间, $\mathcal{X}$ 是观测空间。不变变换的定义如下:

定义 1 不变变换: 设 g 是观测空间 $\mathcal{X}$ 上的一个不变变换, 则要满足下面两个条件: ① g 保持观测空间不变, 即 g 是观测空间 $\mathcal{X}$ 自身上的一一变换, 且存在逆变换 (记为 g^{-1}); ② g 保持参数空间不变, 即 g 是参数空间 Θ 自身上的一一对应可逆变换。

根据上述定义, X 的概率密度函数 $f(x; \theta)$ 在不变变换 g 后仍然属于原来的概率密度函数族 $\{f(x; \theta), \theta \in \Theta\}$, 也就是存在 $f(y, \theta')$ ($\theta' = g(\theta) \in \Theta$) 是 $Y = g(X)$ 的概率密度函数。而且, 上述关系对于任意 $\theta \in \Theta$ 都成立, 因此, $\{f(x; \theta), \theta \in \Theta\}$ 是一个在不变变换 g 下的不变分布族。实际上, 不变变换保持检验问题的概率结构不变。而且不变变换还可以构成一个群, 即不变变换群, 其定义如下:

定义 2 不变变换群: 设 G 是不变变换群, 则 G 中的每个元素 g 是一个不变变换且满足下面两个条件: ① 如果 $g_1, g_2 \in G$, 则 $g_1 g_2 \in G$ ($g_1 g_2(x) = g_1(g_2 x)$); ② 如果 $g \in G$, g 的逆变换 $g^{-1} \in G$ 。

对于原假设 $H_0: \theta \in \Theta_0$ 对备选假设 $H_1: \theta \in \Theta - \Theta_0$ 的检验问题, 如果 g 的导出变换 $\bar{g}$ 既是 Θ_0 到自身上的一一对应可逆变换, 也是 $\Theta - \Theta_0$ 到自身上的一一对应可逆变换, 则称该检验问题在 g 变换下保持不变。如果对每个 $g \in G$, 检验问题 $H_0: \theta \in \Theta_0$ 对 $H_1: \theta \in \Theta - \Theta_0$ 在 g 变换下保持不变, 则称该检验问题在 G 变换下保持不变。

不变变换 (群) 的定义只约束了观测的概率分布的不变性。检测统计量也需要具有不变性, 才能构成检验的不变性。这就要求检验函数 $\phi(x)$ 满足如下条件

$$\phi(gx) = \phi(x), \text{ 对于所有 } g \in G \text{ 和 } x \in \mathcal{X}$$

也就是说, 由变换得到的新数据 gx 所做出的判决与由原数据 x 所做出的判决是一致的, 称这种情况为检验函数在 G 变换下保持不变。如果检验问题和检验函数均在 G 变换下保持不变, 则称之为是关于 G 的不变检验。

检验函数在 G 变换下保持不变就是要求在集合

$$G_0(x_0) = \{x: x = gx_0, g \in G\}$$

上保持为常数。通常称集合 $G_0(x_0)$ 为 x_0 关于 G 的迹。于是有如下的不变统计量的定义:

定义 3 不变统计量和最大不变统计量: 如果检测统计量 $T(x)$ 在集合 G 的每个迹上保持为常数, 即 $T(x)$ 满足关系式

$$T(gx) = T(x), \text{ 对一切 } g \in G \text{ 和几乎所有的 } x \quad (1-1)$$

则称 $T(\mathbf{x})$ 是关于 G 的不变统计量。

如果 $T(\mathbf{x}_1) = T(\mathbf{x}_2)$ ，则存在 $g \in G$ 使得 $g\mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_2$ ，就称 $T(\mathbf{x})$ 为最大不变统计量。最大不变统计量就是在每个迹上保持常数，且在不同的迹上取不同的常数。

定理 1 设 $T(\mathbf{x})$ 是关于 G 的最大不变统计量，则检验函数 $\phi(x)$ 为不变检验的充要条件是存在函数 h ，使得

$$\phi(\mathbf{x}) = h[T(\mathbf{x})], \text{ 对一切 } \mathbf{x} \quad (1-2)$$

也就是说，检验函数 $\phi(x)$ 通过 $T(x)$ 依赖于 x 。实际上，该结论对一切不变统计量都成立。

前面所讨论的不变性是指检验在不变变换下的不变性，这个原理主要用于将一组待检验数据变换到一个便于处理的域上，使检验的统计特性保持不变。下面研究将不变性原理用于信号检测的恒虚警处理中。实际上，背景杂波参数的变化可以等价为一种不变变换时，可以应用不变检验的理论研究恒虚警处理的有关问题。例如，在高斯杂波背景中，背景杂波的平均功率水平是一种尺度参数，其变化也就是一种尺度变换，而且高斯分布在尺度变换下是不变的。

1.3 恒虚警检测的一般模型

在雷达信号检测中，假设天线提供 M 个射频信号，这可以是阵元、子阵、波束形成器的输出，或者是它们的混合输出。每个射频信号是一个包含 N 个脉冲的脉冲串，则由这些观测构成 $N \times M$ 维的观测向量，设待检测单元的观测向量为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_N^T]^T \quad (1-3)$$

式中： $\mathbf{x}_n = [x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nM}]$ ($n = 1, 2, \dots, N$) 是第 n 个脉冲回波在 M 个阵元上获得的观测构成的 M 维观测向量，上标 T 表示转置。

为了实现自适应于背景杂波变化的恒虚警性能，检测器除了接收来自被检测单元的观测外，有时还要接收来自只包含杂波的单元的采样作为辅助数据，一般取相邻的 K 个距离或多普勒单元的观测作为参考采样，用 $\mathbf{X}_k$ ($k = 1, \dots, K$) 表示这些参考单元的观测向量。参考单元的背景杂波统计特性应该与检测单元的相同，一般要求具有相同的协方差矩阵或者相同的协方差矩阵结构。设观测矩阵为 $[\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]$ ，其中， $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K$ 之间是统计独立同分布的， $\mathbf{X}$ 在没有目标信号时具有与 $\mathbf{X}_k$ ($k = 1, \dots, K$) 相同的概率分布。

对于二元假设检验问题，基于上述观测的阈值准则一般可以表示为

$$T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K) \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta \quad (1-4)$$

式中： η 是判决阈值， $T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K)$ 是由观测形成的检测统计量。一般地说，对于任意杂波，恒虚警检测就是使上述检测在均匀杂波背景中的虚警概率独立于背景杂波参数的变化。例如，在单参数杂波背景中，一般是指背景杂波的平均功率水平。换句话说，CFAR 检测是可以自适应于背景杂波变化的自适应检测，从而保持虚警概率在均匀杂波背景中不随背景杂波参数而变化。它主要包括两大类方法：一类是形成一个自适应背景杂波变化

的阈值,如单元平均(CA)、选大(GO)和有序统计量(OS)等,另一类是固定阈值,而形成一个自适应于背景杂波变化的检测统计量,如广义似然比检验(generalized like-lihood ratio test, GLRT)等自适应阵列信号检测算法。它们分别在检波后和检波前实现。实际上,第一类方法的检测统计量(一般是检测单元采样,或是检测单元的多个脉冲采样的积累)若被自适应阈值归一化,也就变成了第二类方法。但是很多第二类方法无法转变成第一类方法的形式。

背景杂波参数的变化可以等价作为一种变换,如果检验问题和检测统计量在这种变换下都是不变的,由不变检验的定义可知检测器的性能就独立于背景杂波参数的变化,也就是获得了CFAR性能。因此,观测数据的统计分布在不变变换下应该具有一个与参数无关的形式。这就是下面要定义的分布的标准型。

定义4 分布的标准型和标准型变换: 设 G 是观测空间 $\mathcal{X}$ 上的一个不变变换群,用 $\{f(x, \omega), \omega \in \Omega\}$ 表示观测 $\mathbf{X} \in \mathcal{X}$ 所属的概率密度函数族, Ω 表示参数空间。如果存在 $g \in G$ 使得 $\mathbf{Y} = g(\mathbf{X})$ 的概率密度函数不包含参数 ω , 则称 $\mathbf{Y}$ 的概率密度函数为分布族 $\{f(x, \omega), \omega \in \Omega\}$ 关于参数 ω 的标准型, 称相应的变换 g 为关于参数 ω 的标准型变换。基于上述定义,得到了下面的用于证明检测器恒虚警性质的定理。

定理2 对于原假设 H_0 对备选假设 H_1 的二元假设检验, 设观测 $\{\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K\}$ 在 H_0 条件下的概率密度函数为 $f(x, \omega) (\omega \in \Omega)$ 。若分布族 $\{f(x, \omega), \omega \in \Omega\}$ 存在关于参数 ω 的不变变换群 G 和标准型变换 $g \in G$, 并且基于 $\{\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K\}$ 的检测统计量 $T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K)$ 是关于 G 的不变统计量, 则以 $T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K)$ 为检测统计量的二元假设检验的第一类错误概率与 ω 无关。

证明: 如果 $T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K)$ 是关于 G 的不变统计量, 则由定理1可知以 $T(x)$ 为检测统计量的阈值检验在 G 变换下是不变的。如果存在 $g \in G$ 为分布族 $\{f(x, \omega), \omega \in \Omega\}$ 关于参数 ω 的标准型变换, 变换后的检验统计量用 $T(y)$ 表示。由于 $\mathbf{Y}$ 的概率密度函数为参数 ω 的标准型, 所以 $T(y)$ 检验的第一类错误概率与 ω 无关。检验 $T(\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K)$ 与检验 $T(y)$ 等价, 所以检验 $T(x)$ 的第一类错误概率与 ω 无关。(证毕)

应用定理2在很多情况下可以比较容易地证明恒虚警特性。实际上, 对观测概率分布和检测统计量的这种要求是很弱的, 在绝大多数情况下都能够很容易地满足。定理2在雷达自动检测中的适用范围很广泛。很多常用的雷达背景杂波模型具有某种不变特性, 如瑞利分布、Weibull、Log-normal 和 K 分布, 而且很多自适应阈值检测器的检测统计量也具有不变特性。

1.4 高斯杂波背景中检波后的恒虚警处理

雷达杂波通常可以用零均值窄带高斯过程描述, 检测单元采样 $\mathbf{X}$ 在 H_0 假设下的概率密度函数为

$$f(\mathbf{X} | H_0) = \frac{1}{(2\pi)^{NM/2} |\mathbf{R}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}_0^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}_0\right) \quad (1-5)$$

在 H_0 假设下, 参考单元 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K$ 之间是统计独立同分布的, 且具有与检测单元采样 $\mathbf{X}$ 相同的概率密度函数。假设检测单元和各参考单元的背景杂波在一组采样时间上是平

稳的, 即一组的 NM 个采样的平均功率水平是一样的, 用 σ^2 表示。于是, 协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 可以表示成如下形式

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & r_{12}\sigma^2 & \cdots & r_{1N}\sigma^2 \\ r_{21}\sigma^2 & \sigma^2 & \cdots & r_{2N}\sigma^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1}\sigma^2 & r_{N2}\sigma^2 & \cdots & \sigma^2 \end{bmatrix} = \sigma^2 \mathbf{M} = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1N} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1} & r_{N2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

零均值窄带高斯过程的包络为如下的瑞利分布

$$f_R(v) = \frac{v}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma^2}\right), v \geq 0 \quad (1-6)$$

对瑞利包络的平方律检波输出为如下的指数分布

$$f(y) = \frac{1}{\mu} \exp\left(-\frac{y}{\mu}\right), y \geq 0 \quad (1-7)$$

式中: $\mu = 2\sigma^2$ 是尺度参数。在平方律检波条件下, 多脉冲非相干积累就是对 m 个指数分布的脉冲求和。积累输出服从自由度为 m 的 Gamma 分布, 即

$$f(y) = \frac{x^{m-1}}{\Gamma(m)\mu^m} \exp\left(-\frac{y}{\mu}\right), x \geq 0 \quad (1-8)$$

显然, Gamma 分布也是尺度变化下的不变分布。

上述三种分布均属于如下形式的尺度型分布类

$$f(\mathbf{x}; \theta) = \frac{1}{\rho^n} f\left(\frac{\mathbf{x}}{\rho}\right) \quad (1-9)$$

式中: n 是 $\mathbf{x}$ 的维数; $\rho \in (0^+, +\infty)$ 是尺度参数, 对于雷达杂波, 尺度参数反映了杂波的平均功率水平。对于尺度变换 g , 设 $\mathbf{y} = g(\mathbf{x}) = g\mathbf{x}$ 。若 $\mathbf{x}$ 是具有尺度型分布的随机向量, 则 $\mathbf{y}$ 的概率密度函数为

$$\begin{aligned} f_Y(\mathbf{y}, \rho) &= \frac{1}{\rho^n} f_X\left(\frac{\mathbf{x}}{\rho}\right) \frac{dx}{dy} \Big|_{\mathbf{x}=g^{-1}(\mathbf{y})} \\ &= \frac{1}{(g\rho)^n} f_X\left(\frac{\mathbf{y}}{g\rho}\right) \end{aligned} \quad (1-10)$$

式 (1-10) 说明尺度型分布在尺度变换下是不变的。因此, 存在标准型尺度变换 $g = \rho^{-1} \in G$ 使检测统计量 $g(\mathbf{x})$ 的概率密度函数与参数 ρ 无关。

现代雷达常采用阵列天线, 相对于传统的连续孔径雷达, 阵列天线可以使雷达获得更高的空间分辨力和更高的信号处理的自由度。各阵元之间具有严格的空问关系。对于任意一个确定的距离, 由一个脉冲可以在多个阵元上获得输出, 这相当于在空间上的采样。在平面波假设下, 阵元之间的严格空问关系保证了空问采样之间的相干性。因此, 观测的空问相干性是不言而喻的, 相干和非相干一般是指脉冲间的相位关系, 或者说是时间采样间的相干性。在下面的讨论中除非特别指出, 相干性都是指脉冲间的相位关系。

在检波后失去了相位信息, 处理是非相干的。经典的恒虚警处理一般就是在检波后完成的。对于单脉冲, 检测单元和参考单元采样服从式 (1-7) 的指数分布。对于多脉冲, 检测单元和参考单元采样分别是各自单元的视频信号的多脉冲积累, 则服从式 (1-8) 的 Gamma 分布。无论是单脉冲还是多脉冲情况, 将检测单元采样用尺度参数 μ 归一化, 并以此为检测统计量, 则检测的虚警概率很显然是与 μ 无关的, 也就是实现了恒虚警性能。但是, μ 在实

际应用中往往是未知的，通常由参考采样形成的估计值代替，即

$$T(y) = \frac{y}{\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K)} \quad (1-11)$$

式中： $y = [y, y_1, y_2, \dots, y_K]$ ， y 是检测单元采样， $y_1, y_2, \dots, y_K$ 是参考单元采样。以 $T(y)$ 为检测统计量的检验等价于由参考单元采样和阈值因子形成检测门限，然后用检测单元采样与此门限进行比较，做出目标有无的判决。实际上，现有的为高斯杂波背景设计的几乎所有检波后恒虚警检测就是以这种方式进行。

在雷达信号检测中， $\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K)$ 就是对检测单元中背景杂波平均功率水平的估计。从这个角度来看，现有的高斯杂波背景中的检波后恒虚警检测方法之间的差别就在于估计背景杂波平均功率水平的方法不同，它们的目的是为了能够更好地估计背景杂波平均功率水平。典型的检波后恒虚警处理的流程图如图 1-2 所示。其中， y 代表检测单元，两侧分别被称为前沿和后沿滑窗。

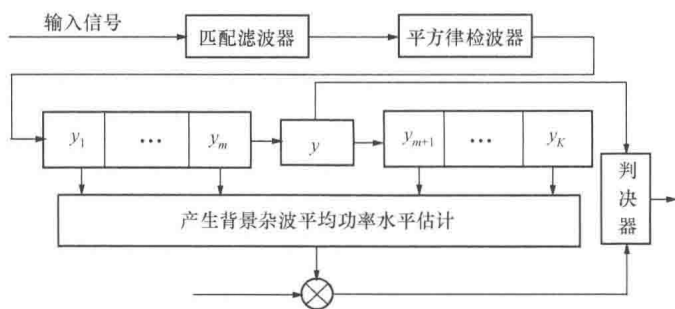


图 1-2 检波后恒虚警处理的典型流程图

在高斯杂波背景和平方律检波条件下，由式 (1-7) 可知视频积累输出是尺度型分布，即 $y, y_1, y_2, \dots, y_K$ 都是服从尺度型分布的随机变量。因此，若式 (1-11) 的检测统计量是尺度变换下的不变检测统计量，则由此检测统计量可以构成对尺度参数的不变检验。因为高斯杂波的尺度参数就是杂波的平均功率水平，所以这个不变检验就是恒虚警检测。

为使 $T(y)$ 为尺度变换下的不变统计量，要对 $T(y)$ 加以限制。要求 $\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K)$ 是 $y, y_1, y_2, \dots, y_K$ 的齐次函数。于是，对于尺度变换 g

$$T(gy) = \frac{gy}{\Phi(gy_1, gy_2, \dots, gy_K)} = \frac{gy}{g\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K)} = T(y) \quad (1-12)$$

式 (1-12) 说明 $T(y)$ 是尺度变换下的不变统计量。于是，根据定理 2 可知由式 (1-4) 所定义的检验问题在尺度变换下是不变的，即是 CFAR 的。

对于现有的高斯杂波背景中的检波后恒虚警检测来说，限制为齐次函数都是可以满足的。例如，经典的均值类 CA (cell-averaging)、GO (greatest-of)、SO (smallest-of)。这三种算法的背景杂波平均功率水平估计都可以表示为^[1]

$$\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K) = \begin{matrix} \text{SUM} \\ \text{MAX} \left(\sum_{i=1}^m y_i, \sum_{i=m+1}^K y_i \right) \\ \text{MIN} \end{matrix} \quad (1-13)$$

式 (1-13) 的含义是由前沿滑窗采样和后沿滑窗采样分别形成两个局部估计，然后根据一定的选择逻辑形成检测单元的背景杂波平均功率水平估计。选择逻辑 SUM (求和)、MAX (选大) 和 MIN (选小) 分别对应 CA、GO 和 SO 算法。显然，这三种算法中的 $\Phi(y_1, y_2, \dots, y_K)$

$\cdots, y_K$) 都是 $y_1, y_2, \cdots, y_K$ 的齐次函数。

在非均匀背景杂波中, 均值类 CFAR 检测方法并不是非常有效的。例如, 在多目标情况, 也就是在参考单元中出现干扰目标, CA 算法会出现强干扰目标淹没弱小有用目标的现象。为此, Rohling 教授提出有序统计量方法 (order statistics, OS)。OS 算法首先对参考单元采样 $y_1, y_2, \cdots, y_K$ 从小到大排序得到有序统计量 $y_{(1)} \leq y_{(2)} \leq \cdots \leq y_{(K)}$, 然后选取第 k 个有序统计量作为背景杂波平均功率水平估计, 即

$$\Phi(y_1, y_2, \cdots, y_K) = y_{(k)}, k \in \{1, 2, \cdots, K\} \quad (1-14)$$

由于强干扰的采样经常占据较高的有序统计量, 因此适当地选择式 (1-14) 的 k 值就可以削弱干扰的影响。

由于 OS 算法具有抗干扰目标的优越性能, 很多学者在此基础上进行了广泛的研究, 提出了多种改进算法。首先, OS 算法的一个严重缺点是利用的样本数太少, 这导致对背景杂波平均功率水平的估计偏差较大, 最终影响恒虚警检测的性能。一类改进的方法就是只剔除掉低端和高端的有序统计量, 利用其余的若干个有序统计量形成背景杂波平均功率水平估计, 即

$$\Phi(y_1, y_2, \cdots, y_K) = \sum_{i=r_1+1}^{K-r_2} y_{(i)} \quad (1-15)$$

典型的方法有 CMLD^[1]、TM (trimmed-mean)^[1]。当 $r_1 + r_2 = K - 1$ 时就是 OS, 当 $r_1 = r_2 = 0$ 时就是 CA。

当在前沿和后沿滑窗中分别做局部估计, 然后用 SUM、MAX 和 MIN 选择逻辑产生背景杂波平均功率水平估计, 即

$$\Phi(y_1, y_2, \cdots, y_{N_r}) = \frac{\text{SUM}}{\text{MIN}} \left(\sum_{i=r_{11}+1}^{m-r_{12}} y_{(i)}, \sum_{i=m+1+r_{21}}^{K-r_{22}} y_{(i)} \right) \quad (1-16)$$

这时就是广义有序统计类 CFAR 检测算法。

1.5 高斯杂波背景中检波前的恒虚警处理

在加性干扰条件下, 观测模型为

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta) + \mathbf{C}, H_1 \\ \mathbf{X} = \mathbf{C}, H_0 \end{cases} \quad (1-17)$$

式中: $\mathbf{X}$ 是式 (1-3) 的观测向量, $\mathbf{C}$ 是背景杂波的采样向量。

$$\mathbf{C} = [c_1^T, c_2^T, \cdots, c_N^T]^T \quad (1-18)$$

$c_n (n = 1, 2, \cdots, N)$ 代表第 n 个脉冲回波在 M 个阵元上获得的观测中的背景杂波构成的 M 维列向量。在高斯分布假设下, $c_n (n = 1, 2, \cdots, N)$ 是高斯分布的随机向量。

信号向量为

$$\mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta) = [s_1 \mathbf{h}^T(\theta), s_2 \mathbf{h}^T(\theta), \cdots, s_N \mathbf{h}^T(\theta)]^T \quad (1-19)$$

$\mathbf{s}$ 是包含了信号的幅度和相位的向量

$$\mathbf{s} = [s_1, s_2, \cdots, s_N] \quad (1-20)$$

$$s_n = b_n \exp(j\phi_n), (n = 1, 2, \cdots, N) \quad (1-21)$$

$\mathbf{h}(\theta)$ 是信号方向向量

$$\mathbf{h}(\theta) = [h_1(\theta), \dots, h_M(\theta)] \quad (1-22)$$

$$h_m(\theta) = A_m(\theta) \exp(-j\bar{\omega}\tau_m), (m = 1, 2, \dots, M) \quad (1-23)$$

式中: θ 是平面波的入射角, $\bar{\omega}$ 是回波信号的载频, $A_m(\theta)$ 是第 m 个阵元对入射角为 θ 的平面波的幅度响应, τ_m 是入射角为 θ 的平面波在第 m 个阵元和基准点之间的波程差。在一致均匀线性阵条件下, $\mathbf{h}(\theta)$ 可以表示成

$$\mathbf{h}(\theta) = [1, e^{-j\bar{\omega}\tau}, \dots, e^{-j\bar{\omega}(M-1)\tau}]^T \quad (1-24)$$

式中: $\tau = d \sin \theta / c$, d 是相邻阵元之间的距离, c 是光速。对于阵列天线, 入射角 θ 一般是已知的, 即 $\mathbf{h}(\theta)$ 是确定已知的。

信号的振幅 b_n 和相位 $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 可能是确定量, 也可能是随机量。有以下几种情况:

(1) b_n 和 $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 都是确定量, 这是完全确定的非起伏信号;

(2) $b_n (n = 1, \dots, N)$ 是确定量, $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 是随机变量, 这是随机相位的非起伏信号;

(3) b_n 和 $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 都是随机变量, 这是典型的随机起伏信号。

(4) $b_n (n = 1, \dots, N)$ 是随机变量, $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 是确定量;

当 b_n 或 $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 是随机变量时, $\phi_n (n = 1, \dots, N)$ 是常被假设为 $[0, 2\pi]$ 之间均匀分布的随机变量, 对 $b_n (n = 1, \dots, N)$ 的典型假设有: 瑞利分布 (Swerling 1 型和 2 型)、一主加瑞利分布 (Swerling 3 型和 4 型)、零均值高斯分布。即使是确定量时, 也可能是未知的, 还需要估计。

在高斯杂波背景中和式 (1-17) 的观测模型条件下, 确定性信号的观测向量是一组联合高斯分布的随机向量。对于随机信号, 在随机变量每一个取值条件下, 观测向量是一组以随机变量的取值为条件的联合高斯分布的随机向量。假设杂波平均功率水平在阵元间和脉冲间都是不变的。在有信号存在时 (H_1 假设), 则观测向量的联合概率密度函数为

$$f(\mathbf{X} | H_1) = \left(\prod_{n=1}^N (2\pi\sigma^2)^M |\mathbf{M}_n| \right)^{-1/2} \exp \left\{ - \sum_{n=1}^N \frac{[\mathbf{x}_n - s_n \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} [\mathbf{x}_n - s_n \mathbf{h}(\theta)]}{2\sigma^2} \right\} \quad (1-25)$$

式 (1-21) 中上标 H 表示共轭转置。在没有信号存在时 (H_0 假设), 观测向量的联合概率密度函数为

$$f(\mathbf{X} | H_0) = \left(\prod_{n=1}^N (2\pi\sigma^2)^M |\mathbf{M}_n| \right)^{-1/2} \exp \left\{ - \sum_{n=1}^N \frac{\mathbf{x}_n^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n}{2\sigma^2} \right\} \quad (1-26)$$

其主要用于研究基于似然比的检测方法。似然比函数为

$$\begin{aligned} l(\mathbf{X}) &= \frac{f(\mathbf{X} | H_1)}{f(\mathbf{X} | H_0)} = \exp \left\{ - \sum_{n=1}^N \frac{[\mathbf{x}_n - s_n \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} [\mathbf{x}_n - s_n \mathbf{h}(\theta)] - \mathbf{x}_n^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n}{2\sigma^2} \right\} \\ &= \exp \left(- \sum_{n=1}^N \frac{|s_n|^2 \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta) - 2\text{Re}\{[s_n \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n\}}{2\sigma^2} \right) \end{aligned} \quad (1-27)$$

也可以表示成

$$l(\mathbf{X}) = \exp \left\{ - \frac{[\mathbf{X} - \mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}^{-1} [\mathbf{X} - \mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)] - \mathbf{X}^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{X}}{2\sigma^2} \right\}$$

$$= \exp\left(-\frac{[\mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}^{-1} [\mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)] - 2\operatorname{Re}\{[\mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}^{-1} \mathbf{X}\}}{2\sigma^2}\right) \quad (1-28)$$

式中

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 & & & \\ & \mathbf{M}_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{M}_N \end{bmatrix} \quad (1-29)$$

1.6 确定性（非起伏）信号的检测

对完全确定信号（振幅和相位是确定量，即非起伏信号）的检测， $s_n (n = 1, \dots, N)$ 是非起伏的确定量，在脉冲间是不变的，即 $s_1 = s_2 = \dots = s_N = s$ 。于是，式（1-27）的似然比函数可以表示成

$$l(\mathbf{X}) = \exp\left(-\sum_{n=1}^N \frac{|s|^2 \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta) - 2\operatorname{Re}\{[\mathbf{s} \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n\}}{2\sigma^2}\right) \quad (1-30)$$

基于这个似然比函数的二元假设检验等价于

$$T(\mathbf{X}) = \sum_{n=1}^N \operatorname{Re}\left\{\frac{[\mathbf{s} \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n}{\sigma^2}\right\} \underset{H_1}{\overset{H_0}{>}} \ln t + \sum_{n=1}^N \frac{|s|^2 \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta)}{2\sigma^2} \quad (1-31)$$

式中： t 是以 $l(\mathbf{X})$ 为检测统计量的检验的检测门限。式（1-25）就是对完全确定且已知（就是已知 s ）的信号的检测。这个由似然比检验得到的检测统计量与文献^[2]中通过最大输出信噪比准则得的检测统计量是一致的，只不过检测门限不同。基于最大输出信噪比准则得的检测统计量就是如下加权形式的检测统计量

$$T(\mathbf{X}) = \operatorname{Re}[\mathbf{W}^H \mathbf{X}] \quad (1-32)$$

其中，根据最大输出信噪比准则确定的加权系数为

$$\mathbf{W} = \frac{k}{\sigma^2} \mathbf{M}^{-1} [\mathbf{s} \otimes \mathbf{h}(\theta)] \quad (1-33)$$

于是

$$T(\mathbf{X}) = \operatorname{Re}\left[\frac{k}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N [\mathbf{s} \mathbf{h}(\theta)]^H \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n\right] \quad (1-34)$$

显然， $N=1$ 时，上述检测统计量就是文献^[2]的匹配滤波器形式的检测统计量。需要指出的是，式（1-31）的检测统计量不是 CFAR 的检测统计量。即使在已知背景噪声平均功率水平 σ^2 的情况下，这个检验的虚警概率也是随 σ^2 的变化而变化的，或者说这个检测统计量不是在尺度变化下的不变统计量。在 s 未知时，用其最大似然估计代替，也就是使如下对数似然比函数最大化的 s 。

$$\log l(\mathbf{X}) = \frac{1}{2\sigma^2} \left\{ 2\operatorname{Re}\left[s^* \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n\right] - |s|^2 \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta) \right\} \quad (1-35)$$

式中： s^* 表示 s 的共轭。设

$$\mathbf{A} = \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n, \quad \mathbf{B} = \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta) \quad (1-36)$$

于是, 对数似然比函数为

$$\log l(\mathbf{X}) = \frac{1}{2\sigma^2} [2\text{Res}^* \Lambda - |s|^2 B] = \frac{1}{2\sigma^2} \left[\frac{|\Lambda|^2}{B} - B \times \left| s - \frac{\Lambda}{B} \right|^2 \right] \quad (1-37)$$

由此可见, s 的最大似然估计为

$$\hat{s} = \frac{\Lambda}{B} = \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n}{\sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta)} \quad (1-38)$$

将式 (1-30) 对 s 的最大似然估计代入式 (1-31) 或式 (1-34) 均可得到检测统计量为

$$T(\mathbf{X}) = \frac{\left| \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{x}_n \right|^2}{\sigma^2 \sum_{n=1}^N \mathbf{h}^H(\theta) \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{h}(\theta)} \quad (1-39)$$

设

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{M}_n^{-1/2} \mathbf{x}_n \quad (1-40)$$

$$\boldsymbol{\psi}_n = \mathbf{M}_n^{-1/2} \mathbf{h}(\theta) \quad (1-41)$$

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1^T, \mathbf{z}_2^T, \dots, \mathbf{z}_N^T]^T \quad (1-42)$$

$$\boldsymbol{\Psi} = [\boldsymbol{\psi}_1^T, \boldsymbol{\psi}_2^T, \dots, \boldsymbol{\psi}_N^T]^T \quad (1-43)$$

则 $\mathbf{P}_\Psi = \boldsymbol{\Psi} (\boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Psi})^{-1} \boldsymbol{\Psi}^H$ 是向 $\boldsymbol{\Psi}$ 的投影矩阵。于是, 式 (1-39) 的检测统计量可以表示成如下形式

$$T(\mathbf{Z}) = \frac{\left| \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\psi}_n^H \mathbf{z}_n \right|^2}{\sigma^2 \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\psi}_n^H \boldsymbol{\psi}_n} = \frac{\mathbf{Z}^H \boldsymbol{\Psi} (\boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Psi})^{-1} \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{Z}}{\sigma^2} = \frac{\mathbf{Z}^H \mathbf{P}_\Psi \mathbf{Z}}{\sigma^2} \quad (1-44)$$

$\mathbf{Z}^H \mathbf{P}_\Psi \mathbf{Z}$ 是观测信号在信号子空间中投影的能量, 其几何意义见图 1-3。 $\mathbf{Z}^H \mathbf{P}_\Psi \mathbf{Z}$ 包含了积累, 最后进行归一化处理。

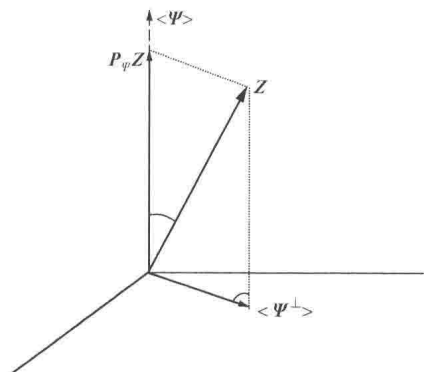


图 1-3 式 (1-44) 检测统计量的几何意义

实际上, 由观测和已知参数形成式 (1-34)、式 (1-39)、式 (1-44) 的检测统计量的过程主要包含三个基本处理程序: 正交化、归一化和积累。在未知初始相位的情况下, 还要做包络检波最后才能形成检测统计量。正交化也就是如式 (1-45) 的“白化”处理。

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{M}_n^{-1/2} \mathbf{x}_n \quad (1-45)$$

积累包括阵元间积累和脉冲间积累。阵元间积累是相干积累, 就是如下的加权和形式

$$\mathbf{w}_n^H \mathbf{z}_n = \sum_{i=1}^M \bar{\mathbf{w}}_{ni} z_{ni} \quad (1-46)$$

$$\mathbf{w}_n = [\mathbf{w}_{n1}, \mathbf{w}_{n2}, \dots, \mathbf{w}_{nM}]^T \quad (1-47)$$

$$\mathbf{z}_n = [z_{n1}, z_{n2}, \dots, z_{nM}]^T \quad (1-48)$$

脉冲间积累实际上是对阵元间积累的结果进行积累, 包括相干积累和非相干积累, 取决于脉冲间的相位关系。例如, 式 (1-34)、式 (1-39) 和式 (1-44) 都是相干积累, 并且可