

分类号\_\_\_\_\_ 密级\_\_\_\_\_

UDC\_\_\_\_\_

# 学 位 论 文

红外搜寻与跟踪系统关键技术研究

( 题名和副题名 )

艾斯卡尔

( 作者姓名 )

指导教师姓名\_\_\_\_\_ 李在铭

教授 电子科技大学 成都

( 职务、职称、学位、单位名称及地址 )

申请学位级别\_\_\_\_\_ 博士 \_\_\_\_\_ 专业名称\_\_\_\_\_ 通信与信息系统

论文提交日期\_\_\_\_\_ 2002 年 12 月 \_\_\_\_\_ 论文答辩日期\_\_\_\_\_ 2003 年 3 月

学位授予单位和日期\_\_\_\_\_ 电子科技大学

答辩委员会主席\_\_\_\_\_

评阅人\_\_\_\_\_

2002 年 12 月 日

注 1 注明《国际十进分类法 UDC》的类号

博士学位论文

Doctor of Philosophy Dissertation

**红外搜寻与跟踪系统关键技术研究**  
**IRST SYSTEM IMPROVEMENTS FOR DETECTION**  
**AND TRACKING OF DIM MOVING POINT TARGETS**  
**IN HEAVY CLUTTER**

作者：艾斯卡尔

PHD Candidate：Askar H.

导师：李在铭 教授

Supervisor：Prof. Zai Ming Li

专业：通信与信息系统

Major：Telecommunication and Information System

通信与信息工程学院

Institute of Communication and Information Engineering

电子科技大学·成都 610054·中国

University of Electronic Science and Technology of China

(Chengdu 610054 P.R. China)

二零零二年十二月

December 2002

## 独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知,除了文中特别加以标注和致谢的地方外,论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果,也不包含为获得电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

签名: 艾斯卡尔 日期: 2002 年 12 月 6 日

## 关于论文使用授权的说明

本学位论文作者完全了解电子科技大学有关保留、使用学位论文的规定,有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘,允许论文被查阅和借阅。本人授权电子科技大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索,可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

( 保密的学位论文在解密后应遵守此规定 )

签名: 艾斯卡尔 导师签名: 李在铭

日期: 2002 年 12 月 9 日



# 目 录

|                |   |
|----------------|---|
| 摘要 .....       | I |
| Abstract ..... | V |

## 第一篇 基础理论篇

|                             |    |
|-----------------------------|----|
| 第一章 绪论 .....                | 1  |
| 1.1 课题研究背景及意义 .....         | 1  |
| 1.2 相关技术发展动态 .....          | 3  |
| 1.3 本文主要研究工作与成果 .....       | 11 |
| 1.4 论文内容安排 .....            | 16 |
| 1.5 总结 .....                | 18 |
| 第二章 IRST 系统现状与未来 .....      | 19 |
| 2.1 IRST 系统组成与特点 .....      | 19 |
| 2.2 IRST 系统的历史回顾 .....      | 20 |
| 2.3 IRST 系统改进需求分析 .....     | 24 |
| 2.4 IRST 系统改进实施方案 .....     | 25 |
| 2.5 IRST 系统应用前景 .....       | 26 |
| 2.6 总结 .....                | 26 |
| 第三章 IRST 系统基础理论 .....       | 27 |
| 3.1 目标、观测模型及系统基本结构 .....    | 27 |
| 3.2 杂波抑制模型研究 .....          | 28 |
| 3.3 基于多帧的目标检测理论及其模型研究 ..... | 29 |
| 3.4 目标跟踪理论及其模型研究 .....      | 35 |
| 3.5 相关概率与统计理论 .....         | 38 |
| 3.6 总结 .....                | 44 |

## 第二篇 杂波抑制篇

|                       |    |
|-----------------------|----|
| 第四章 背景抖动估计与补偿技术 ..... | 45 |
| 4.1 传感器运动模型参数估计 ..... | 46 |
| 4.1.1 问题的提出 .....     | 46 |

|                             |    |
|-----------------------------|----|
| 4.1.2 运动参数模型.....           | 46 |
| 4.1.3 具有层次结构的运动参数估计方法 ..... | 49 |
| 4.1.4 估计准则及参数求解法 .....      | 52 |
| 4.1.5 鲁棒估计技术 .....          | 54 |
| 4.2 运动补偿技术 .....            | 56 |
| 4.3 实验结果 .....              | 57 |
| 4.4 总结 .....                | 60 |

## 第五章 基于非参数回归的静态杂波抑制技术 ..... 61

|                             |    |
|-----------------------------|----|
| 5.1 非参数回归问题的提出 .....        | 62 |
| 5.2 局部加权回归估计 .....          | 62 |
| 5.2.1 估计器设计 .....           | 62 |
| 5.2.2 估计器性能分析 .....         | 62 |
| 5.2.3 加权函数的选择 .....         | 64 |
| 5.2.4 实验结果与分析 .....         | 65 |
| 5.2.5 具有自学习能力的估计器设计 .....   | 68 |
| 5.3 小波回归估计 .....            | 71 |
| 5.3.1 小波特征及其在回归分析中的作用 ..... | 71 |
| 5.3.2 小波回归算法 .....          | 72 |
| 5.3.3 实验结果与分析 .....         | 74 |
| 5.4 时域一步预测 .....            | 76 |
| 5.5 总结 .....                | 79 |

## 第六章 动态杂波时空非参数抑制技术 ..... 81

|                               |    |
|-------------------------------|----|
| 6.1 非参数估计问题提出 .....           | 81 |
| 6.2 基于时空非参数的动态杂波抑制实施系统 .....  | 82 |
| 6.3 实验结果及残留噪声的高斯性、独立性检验 ..... | 84 |
| 6.4 总结 .....                  | 88 |

# 第三篇 时空集成高速检测技术篇

## 第七章 TBD 技术性能分析 ..... 89

|                            |    |
|----------------------------|----|
| 7.1 基于多帧的目标能量增强问题提出 .....  | 89 |
| 7.2 TBD 和 DBT 过程模型 .....   | 90 |
| 7.3 TBD 和 DBT 性能比较分析 ..... | 92 |
| 7.4 总结 .....               | 96 |

## 第八章 基于时空分集与线性合并的 TBD 技术 ..... 97

|                                  |     |
|----------------------------------|-----|
| 8.1 问题的提出 .....                  | 97  |
| 8.2 基于时空分集理论的 TBD 技术实施方案 .....   | 98  |
| 8.3 多速率、多信噪比及多尺寸运动目标检测解决方案 ..... | 103 |

|                                       |            |
|---------------------------------------|------------|
| 8.4 总结.....                           | 110        |
| <b>第九章 基于时空分集与非线性合并的 TBD 技术 .....</b> | <b>111</b> |
| 9.1 分布变换问题的提出 .....                   | 111        |
| 9.2 时间累加投影与空间均等增益非线性合并技术.....         | 112        |
| 9.3 时间选择式投影与空间均等增益非线性合并技术 .....       | 118        |
| 9.4 独立类高斯残留噪声下的非线性合并技术实施方案.....       | 125        |
| 9.5 总结.....                           | 129        |
| <b>第四篇 基于条件跟踪的高分辨检测技术篇</b>            |            |
| <b>第十章 基于条件跟踪的动目标 NP 高分辨检测技术 ...</b>  | <b>131</b> |
| 10.1 概率数据关联问题的提出.....                 | 133        |
| 10.2 附带亮度信息的概率数据关联跟踪技术.....           | 134        |
| 10.3 跟踪性能分析与实验结果.....                 | 140        |
| 10.4 总结 .....                         | 142        |
| <b>第十一章 基于条件跟踪的动目标 Bayes 高分辨检测技术</b>  |            |
| .....                                 | 143        |
| 11.1 Bayes 门限 .....                   | 144        |
| 11.2 Bayes 工作模式下的关联概率 .....           | 146        |
| 11.3 跟踪性能理论分析 .....                   | 154        |
| 11.4 总结 .....                         | 155        |
| <b>全文总结 .....</b>                     | <b>157</b> |
| <b>参考文献 .....</b>                     | <b>161</b> |
| <b>致谢 .....</b>                       | <b>177</b> |
| <b>个人简历.....</b>                      | <b>179</b> |
| <b>作者近期研究成果 .....</b>                 | <b>180</b> |





## 摘 要

在军用和民用监视系统如红外搜寻与跟踪系统中,随着其应用范围的进一步扩大和智能化程度的不断提高,从给定数据流中能够检测出目标并能跟踪目标状态的计算机算法就形成了一个研究热点。早期的观测数据流多半是一维信号,随着红外成像传感器技术的进一步发展,数据流就变成了可见的图像序列。这样,图像信号为从测量数据流中检测运动目标提供了较丰富的信息。不幸的是,由于大多数红外系统所能提供的信噪比增益是受到具体应用视场覆盖率的限制,故监视系统能够检测和跟踪的也就定为那些强,而且大的目标。远距离监视要求和现代凝视型红外焦平面摄像技术的高帧速及宽视场光学特点,将研究点转移到了以不同速率运动的微弱目标检测和跟踪问题上。如果目标出现在强杂波环境中,则检测与跟踪随之变得十分困难。当然,这对红外搜寻与跟踪系统来说,也是一大挑战。

作为  $C^3I$  (指令,通信,控制和信息) 板上系统的一个组成部分,IRST 系统是一种宽视场监视系统,为自主搜索、检测、识别和跟踪指定目标而设计的。其检测能力主要表现在其信号处理部分,它对传感器送入的高帧速数据流进行匹配滤波处理后,再传递到后处理部分(跟踪器)进一步确认和延续目标的可能状态。检测器必须检测出足够的目标以便满足系统的检测概率要求,同时必须减少虚假目标数目,避免出现跟踪失败,使系统总的虚警率保持一个可接受的范围。为做到这一点,需要研究出相应的信号处理技术和算法,在二元判决前,在消除背景杂波和系统噪声的同时,也要提高目标能量。同时,还需要开发行之有效的跟踪技术和算法。

本文的焦点是在各种各样的场景中,在短时间内,所关心目标的亮度保持不变,并且目标做直线运动的假设下,研制出鲁棒、有效的杂波抑制,目标检测与跟踪技术。本文研究内容虽然针对 IRST 系统实现上,但是这些技术还可以用在其它如可见光信号处理、雷达等目标检测与跟踪技术领域。主要的研究成果包括:

i. 一种基于层次模型的图像全局运动鲁棒估计技术研究: 因摄像机颤动而引起的全局运动是在图像序列中普遍存在的。这个因素在图像中将产生平移,旋转以及视差畸变等后果。所以,图像校正过程也就成了在运动分析和分割中关键而不可分隔的一部分。全局运动是可以含有几个参数的模型来表征如六参数,八参数模型等。本文采用回归技术来估计那些参数,它首先估计局部运动,然后使最小二乘估计的条件下,用局部信息来估计全局运动。在估计局部运动时,为

去除奇异点,提出了叠代排除法。为了解决快速图像全局运动,采取了一种基于层次模型的处理方法,即首先原始图像序列用亚采样的办法划分成具有金字塔式分辨率的多个子图像,使得每一个子图像运动相对小些,然后在每一个子图像中估计出运动模型参数。原图像的运动参数通过计算所有子图像运动参数加权和获得。这种技术具有计算量少,实现简单,性能可靠等优点。

ii. *基于非参数的静态杂波抑制技术研究*:非参数回归是研究从掺噪观测数据中函数(背景杂波)估计的最佳方法。在非参数回归中,往往没有关于要估计函数的任何先验知识。为解决此问题,本文提出了两种可行的办法:局部加权回归估计和小波回归估计法,并详细描述了非参数回归如何将原始传感器数据变换成“信号加噪声”模型。另外,杂波抑制后,残留噪声的高斯性和独立性通过 Kendall 秩相关法和计算 Friedman 统计量的方法来进行了验证,其结果表明此技术路线的有效性和可行性。

iii. *一种动态杂波抑制技术研究*:在低信噪比(SNR)下,杂波抑制是信号检测的重要环节,是有效的信号增强手段。大多数研究集中于静态杂波的去除上,这与实际情况不符。本文研究了一种红外图像序列动杂波时空非参数抑制技术,相应算法实现简单,实时性好,具有实用价值。动态杂波去除后,原来在时间和空间上都互相关的数据变成独立同分布变量的集合。动态杂波抑制后,残留噪声的高斯性和独立性通过 Kendall 秩相关法和计算 Friedman 统计量的方法来进行了验证,其结果表明此技术的有效性。

iv. *DBT 和 TBD 技术性能比较分析*:首先给出了 TBD 和 DBT 过程模型。然后,对 TBD 和 DBT 过程进行了性能比较。比较项目包括计算量,两者所需最小 SNR 和信噪比增益以及这些参数之间的关系等。分析和实验结果表明,在低信噪比条件下,TBD 优于 DBT 过程。在高信噪比环境下,DBT 以计算量少、算法简单等特点却优于 TBD 过程。

v. *一种基于时空分集与线性合并的 TBD 技术*:TBD 的实质是一种目标增强技术。它根据所假设的运动,在可能的运动轨迹上对目标能量进行累加。运动轨迹搜索本来在时空三维空间中进行的,其缺点是搜索时间长。为克服这一缺点,本文采用投影的方法,将杂波抑制后的时空三维图像投影到二维空间中,得到组合图像。然后,在二维空间中进行轨迹搜索并进行目标能量累加。在进行投影和累加操作时,本文采用无线通信系统中常用的分集与线性合并法:使用选择式(或均等增益)合并法来实现从时空三维图像向二维空间的投影;而在可能的轨迹上进行目标能量累加时,则使用均等增益合并法。

vi. 一种基于时空分集与非线性合并的 TBD 技术：本文从待二元判决的累积量统计特性出发，研究了一种能进一步提高系统检测性能分布变换技术。这种分布变换是通过非线性合并技术来实现的。在白高斯残留噪声情况下，分别给出了非线性合并的两种具体实施方案，给出了相应的理论分析和实验结果。其结果与线性合并比较中可见，经过非线性变换，提高了信噪比，改造了分布形状，获得了有利于二元判决的分布。PC 仿真结果与国内外相应文献比较，在信噪比、检测概率与虚警概率方面具有更好的性能，且算法的实时性好。

vii. 多速率、多信噪比及多尺寸运动目标的检测解决方案设计：在很多理论分析中，假定目标尺寸为 1 个像素，其亮度保持不变而且以每帧 1 像素(1ppf)速度运动。然而，很多实际情况下，不同尺寸的很多目标以不同的速率在运动，且其亮度随时间发生着变化。本文针对这些实际问题，提出了解决方案：针对检测以不同速率运动的多目标提出了金字塔式分辨率亚采样解决方案；针对不同尺寸的目标则提出了成批处理方法；针对可变亮度的目标则提出了可变集成度解决方案。研究了集成度，运动速度和目标亮度（信噪比）之间的微妙关系，以图和表的形式，给出了它们之间的具体数值关系，得到了有用的理论分析和实验结果。

viii. 一种基于条件跟踪的运动单目标 Neyman-Pearson 高分辨检测技术：此技术以基于 TBD 技术的多帧检测成功为条件，通过预测目标在下一单帧上可能的存在区域，再在此区域内进行目标的 Neyman-Pearson 检测。由于信噪比很低，可能会出现很多虚假目标，利用已获知的目标初始信息和数据关联技术，确定其中某一个为真实目标，从而达到高分辨检测目的。本文将概率数据关联技术应用到图像序列中高分辨目标检测领域，得到了重要的理论分析和实验结果。从检测器传递到跟踪器的信息中，包括目标的初始位置、运动速率以及目标亮度。跟踪器接收这些信息后，根据概率数据关联技术进行正确测量值的确认，再用卡尔曼滤波器来预测目标在下一帧的可能状态。

ix. 一种基于条件跟踪的运动单目标 Bayes 高分辨检测技术：此问题来源已在上段中做了介绍。通常，检测器和跟踪器之间存在单向数据通信，即数据流方向是从前者到后者。而本文研究了跟踪器向检测器“反馈”数据时的双向数据通信情况。在单向数据通信下，检测器是以 Neyman-Pearson 模式工作的。本文将跟踪器向检测器反馈的数据（本文中包括预测位置和“新息”协方差矩阵）作为关于目标的先验知识，得到了 Bayes 检测器，其性能优于前者。两者主要不同点在于门限，前者是固定的，而后者则是变动的。

总之，本文论文有相应的课题支持，具有广泛的应用前景，对于图像序列中

微弱目标检测与跟踪等图像处理,信号检测与估计等领域都具有一定的指导性意义与参考价值。

关键词：红外搜寻与跟踪系统，红外图像序列，微弱点状目标，光流计算，图像校正，图像全局运动估计，层次模型，鲁棒估计，叠代排除法，杂波抑制，非参数回归分析，局部加权回归估计，小波回归估计，凝聚度，Kendall 秩相关，Friedman 统计量分析，非参数检测，基于多帧的检测，先跟踪后检测（TBD），先检测后跟踪（DBT），同时统计推断，时空分集接收，金字塔式亚采样，分布变换，概率数据关联滤波器，高分辨检测，卡尔曼滤波器

# Abstract

The widespread use and increasing sophistication of surveillance systems such as infrared search and track systems (IRST), both military and civilian, have generated a great deal of interest in computer algorithms capable of initiating, confirmation, developing and terminating possible targets tracks in sets of measurements. Improved infrared sensors have added infrared imagery to the type of data that can be used to detect the presence of moving targets. Unfortunately, the desire for a wide-area coverage capability in most surveillance applications often limits the amount of signal-to-noise ratio (SNR) gain most infrared systems can offer. This reduces the class of targets that can be detected and tracked to those characterized by a strong infrared signature. The desire for long-range detection, as well as the high frame rates and wide-field-of-view optics of modern staring infrared focal plane camera technology, focuses attention on algorithms to detect dim targets moving with various velocities. The detection and tracking of such infrared targets immersed within an observed scene can be difficult if the target is embedded in a dominant clutter background. It is also a major challenge for IRST systems.

As one of the components has to be integrated into complete package of  $C^3I$  (Command, Control, Communication and Information) system on board, the IRST systems are wide-field-of-view surveillance systems designed for autonomous search, detection, acquisition, track and designation of potential targets. The detection capability of an IRST system is critically located in the signal processor which reduces the high-rate sensor data stream to relatively small set of potential targets per sensor frame for evaluation by a higher level track post-processor. This detection pre-processor must detect enough real targets to satisfy the system's probability of detection requirement, yet reject sufficient false targets to avoid saturating the post processor and to limit the overall system false alarm rate to an acceptable level. The feasible approaches towards addressing this issue include invoking some form of signal processing algorithms that enhances target energy while simultaneously reducing background clutter and system noise prior to thresholding and developing robust and efficient tracking algorithms.

This paper focuses on developing mathematical foundations and algorithms for reliable and efficient image segmentation (clutter rejection), target detection, and target tracking based upon the assumption that IR images are composed of a mixture of component distributions, stemming from the different background and target luminance remains unchanged and targets will leave behind straight line trajectories within each processing segments of given image sequence. The principal contributions of this dissertation are the following:

i. *A robust hierarchical global motion estimation technique:* global motion caused by camera vibration is quite common in image sequence. This nuisance factor results in translational, rotational and parallax distortions in images. So, the image registration process has become a critical and non-separable part of motion analysis and segmentation. Global motion can be modeled by a few parameters will be stated in chapter 3. These parameters estimated using regression technique which first estimate the local motion and then uses the local information to find the global motion that minimize the least square error. Then the global motion was compensated using these parameters. Refinements are carried out during the estimation inner process based on iterative elimination of singular values which introduce the bias to the estimated parameters. In order to compensate efficiently the larger image motions, the hierarchical process is introduced. The basic idea of hierarchical processing is to form a pyramid of image sequences so that on each pyramid level the motion is small enough to be estimated and the motion on the original data can be calculated as a weighted sum of results on all levels.

ii. *Stationary clutter rejection techniques based on nonparametric regression:* Nonparametric regression studies optimal methods of function (background clutter) estimation from noisy observations. The distinguishing feature of nonparametric regression is that there is no (or very little) *a priori* knowledge about the form of the true function which is being estimated. Two feasible approaches, *Locally Weighted Regression and Wavelet Regression*, towards addressing this issue are presented and how nonparametric regression methods reduce the original sensor data to a “Signal plus Noise” model which is well suited for various hypothesis testing is described. And Gaussianity and independency of residuals are also verified using Kendall rank correlation and Friedman statistic methods.

iii. *A moving clutter suppression technique:* A nonparametric spatial-temporal moving clutter elimination method as an important counterpart of target detection procedures is presented. In this method, after the rejection of clutter, the original spatially correlated imaging sensor data are reduced to independent identical distribution random variables from pixel to pixel that the Gaussianity of residuals is not required while various detection methods strongly rely on it. In the case where the statistics of the residuals (targets or noise) are not known in sufficient details, the employment of nonparametric detector is often desirable. This technique can be characterized by their suitability for real-time processing and extreme simplicity in implementation that it is very useful in many practical applications.

iv. *Performance comparison analysis of DBT and TBD algorithms:* This work studies the performance comparison of track-before-detect (TBD) and detect-before-track (DBT) multi-frame detection algorithms for the detection of weak moving point targets in infrared image sequences data collected from a sensor. It presents the models for TBD and DBT. Analysis and compare the measurements such as computational efforts, minimum SNR can be detected, the detection gain for TBD process and the interrelationships and tradeoffs between those measurements. The

results indicate that the performance of TBD is superior to that of DBT in all respects for low SNR. However, while computationally simple, DBT algorithm can have a reasonable performance only for high SNR.

v. *A TDB technique based on spatial-temporal diversity and linear combining:* The TBD, in fact, is a target enhancement process. It according to the supposed target motion hypothesis, integrate the target energy along all possible tracks. The search for the trajectory for a target, originally, accomplish by scanning entire (time-space) three-dimensional domain that turned out to be very time consuming. In order to reduce the computational load, we make a composite frame of image by means of projecting of the images output from clutter suppression procedure. In projecting and integration operations, we use the spatial-temporal diversity theory which finds its broad applications in wireless communication systems. Concretely, the 3D to 2D projecting operations is accomplished by the temporal diversity (selective) combining method. The integration of target energy is accomplished in 2D space by spatial diversity (equal gain) combining method.

vi. *A TDB technique based on spatial-temporal diversity and non-linear combining:* A technique based on transformation of probability distribution function of a pixel is proposed for the improvement of system detection performance. After the transform, we can get the known distributions well suited for binary decision and reduce the miss rate so as to enhance the system's detection performance. This algorithm is applied to variety of image sequences with terrestrial and celestial no moving clutter backgrounds that usually they are supposed to be white non-Gaussian or white Gaussian-like or white Gaussian processes. Comparing with other algorithms, this proposed algorithm is not only computationally simple, but also has high performance.

vii. *The solutions for detection targets with fluctuating luminance, moving with heterogeneous velocities and of various sizes:* In many practical applications, targets are moving faster or slower than 1 pixel/frame which is the basis of most detection algorithms operates well. Further, the amplitudes and sizes of targets also are varying. These make the detection problem more complicated. So, the relative former processing such as TBD process must be modified in order to cope with the real situations just mentioned above. We present the pyramid resolution sub-sampling solution for detection of targets moving with various velocities, the batch processing solution for proposed target sizes and the variable-integration-level solution for detection of targets with fluctuating luminance. And study the inner relationships of those factors just mentioned above.

viii. *A High Resolution Neyman-Pearson Target Detection Technique based on Successful conditioned Tracking:* Conditioned on successful detection of a target by multi-frame detection scheme such as TBD process mentioned above, one can predict the possible target area in the next frame of image. Then the NP detection procedure takes place in that area. Due to the low SNR and false alarm rate, maybe too many

false targets occur there. There is a critically important decision problem that which of them is true target. To accomplish this task one can employ association methods so that achieve the goal of high resolution detection. In this high resolution detection and tracking (include data association and predictor) technique, the information flow from detector to tracker is only one way. The transferred information includes the target's initial position, velocities, and luminance. Then the tracker based upon these information uses Kalman filter predict the target's following states.

ix. *A High Resolution Bayes Target Detection Technique based on Successful conditioned Tracking:* The related issues are already mentioned above. Existing detection systems generally are operated using a fixed threshold and optimized to the Neyman-Pearson criterion. But once a target is detected and a track is formed for it, priors become available to the detector in the form of predicted state and its associated covariance. So we take the tracker feedback into account and operate the detector in a Bayes mode. This amounts to boosting the prior surface near the expected value, or equivalently lowering the NP test threshold for states consistent with priors. At a minimal computational cost, the Bayes detector results in remarkably lower false-alarm and misdetection rates and higher position accuracy. The data flow in the Bayes system is bi-directional: the tracker suggests the detector where to look for measurements and the detector returns what it finds.

**Key words :** InfraRed Search and Track, IR Image Sequence, Dim Point Target, Optical flow, Image Registration, Global Motion Estimation, Hierarchical Model, Robust Estimation, Iterative Elimination, Clutter Suppression, Nonparametric Regression, Locally Weighted Regression, Wavelet Regression, Cohesion, Kendall Rank Correlation, Friedman Statistic, Nonparametric Detection, Multi-Frame Detection, Track-Before-Detect, Detect-Before-Track, Simultaneous Statistical Inference, Spatial-temporal Diversity, Pyramid Resolution Sub-sampling,, Transformation of Pixel Statistics, Probabilistic Data Association Filter, High Resolution Detection, Kalman Filter



## 第一章 绪 论

### § 1.1 研究背景及意义

近些年来，由于军事和民用需求，从强噪杂波环境中位置和运动速率都未知的微弱点状运动目标的检测与跟踪技术问题引起了人们的广泛关注并形成了一个研究热点。在低信噪杂波比（SNCR）条件下，微弱点状运动目标的检测与跟踪还是在图像处理、遥感、雷达监视、红外传感器、机器人学和医学等很多领域中很重要而且具有挑战性的问题，故对这一问题的研究有重要的实用意义。

最早的目标检测与跟踪系统是以雷达为代表的，它们所处理的信息主要是一维脉冲信号。随着信号处理理论及实现技术的发展，目标检测与跟踪系统的处理能力有了很大的提高，从处理一维脉冲信号扩展到处理二维图像信号。而三维（二维空间,一维时间）图像信号所提供的丰富信息也为系统完成对目标的检测及跟踪提供了更高的准确性。所以基于图像序列的目标检测与跟踪系统如电视、雷达跟踪器和红外搜索与跟踪系统得到了快速发展和广泛应用。

红外搜索与跟踪(IRST)是一种宽视场监视系统，为自主搜索、检测、识别和跟踪指定目标而设计的【OR.1】。较之其它系统而言，以下几个独特的优点使之成为军事和民用领域中最具发展前途的目标检测与跟踪系统之一：

- a) 采用被动式接收系统（接收辐射而不是反射），故不易受干扰。
- b) 靠红外辐射成像，红外辐射又不能看见，故保密性好。
- c) 红外辐射不分昼夜无处不在（自然界中凡是绝对温度高于零度的物体都会产生红外辐射），故能白天和黑夜使用，适合夜战需要。
- d) 能实时处理三维信号（二维空间,一维时间）等。

传统 IRST 系统的工作原理是这样的：红外传感器从指定视场中接收目标和背景的红外辐射，产生相应的温度分布图像并送入预处理单元，经过必要的图像修正和空间域滤波后，在检测器中对单帧图像进行目标与背景的分割；目标跟踪器接收许多可能的目标，然后跟以前的检测结果进行关联以便测试它们是否构成目标运动轨迹。若确定是目标运动轨迹，则在

屏幕上显示结果。这是一个典型的先检测后跟踪算法，其典型功能框图如图(1.1)所示。

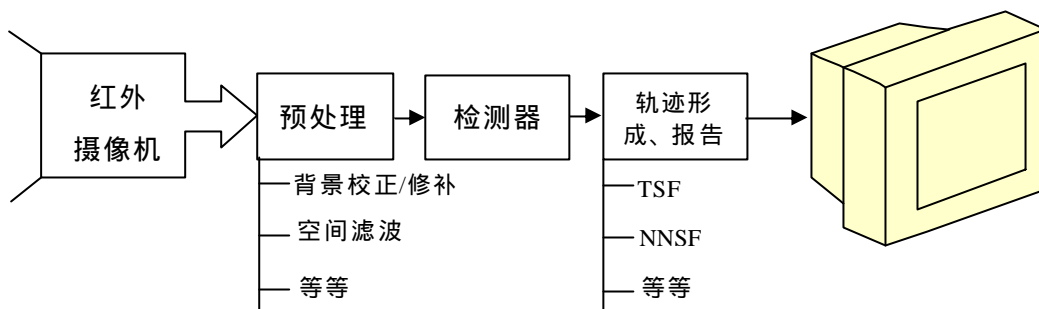


图 1.1 早期典型IRST系统基本组成框图

可以想象，在强杂波微弱目标情况下，如果上述处理方法仍不变，则由于检测器输出中出现很多虚警目标，跟踪器的性能将会灾难性的下降。可见，强杂波环境中，微弱点状目标的检测与跟踪同样对IRST系统提出了很大挑战。

点状运动目标的基本模型可表示为：

$$S(\mathbf{r}, k, s) = \sum_{i=1}^{k_m} A_i(k, s) \mathbf{d}(\mathbf{r} - \mathbf{r}_i, t - k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (1-1)$$

式中， $\mathbf{r} = (x, y)$  为二维空间坐标； $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_0 + \mathbf{v}_i \cdot k$  为在  $k$  时刻第  $i$  个目标的位置， $\mathbf{r}_0(s) = (x_0, y_0)$  为目标起始点坐标， $\mathbf{v}_i(s) = (v_x, v_y)$  为第  $i$  个目标在点  $\mathbf{r}_i$  处的运动速度。 $k_m(s)$  为在  $k$  时刻的未知总目标数； $A_i(k, s)$  为第  $i$  个目标的亮度值。 $s$  代表相应量的随机性。

观察式(1-1)不难发现，微弱点状运动目标处理的难点体现在如下几个方面：

目标呈点状，目标支持域尺寸趋于点，无形状，尺寸，纹理等信息可以利用。

点目标的亮度与其邻域背景的平均对比度低，且亮度在时域上是随机分布的。

点目标在其邻域内 SNCR 很低，对全范围内整个图像域的 SNCR 就更低。

目标随机出现，必须在整个时空域内进行搜索。

目标运动规律无定式，使目标的搜索、检测变得更困难。

在目标跟踪过程中，由于目标信噪比低，常常导致检测出多个虚假目标，从而影响跟踪器的性能，常常导致跟踪滤波器偏离目标轨迹。

微弱点状目标的检测与跟踪技术也是我国未来十年的“准瞄”计划的重要研究内容之一。本文在研究微弱点状运动目标的特性的基础上，揭示了传统IRST系统在强杂波环境中的不足，提出了若干种改进措施，做了大量的仿真实验并得到了不少重要的研究成果。本文内容就是对这一工作的总结。

## § 1.2 相关技术及其研究动态

观察图(1.1)不难看出，序列图像中微弱点状运动目标的检测与跟踪所涉及到的相关技术主要包括以下三个方面的内容：

1. 序列图像的预处理（杂波抑制技术）。
2. 微弱点状运动目标的检测。
3. 微弱点状运动目标的跟踪（包括数据关联技术及预测技术）。

### 1.2.1 杂波抑制技术研究

由于背景杂波的强度比传感器内部噪声及目标亮度大得多，而且往往不知道其统计特性，强杂波就成了目标检测中的一大障碍。所以，杂波抑制在目标检测过程中占有非常重要的地位。

通过产生机理的分析，我们可以将杂波（本文有时称之为“背景”）分成以下几类：

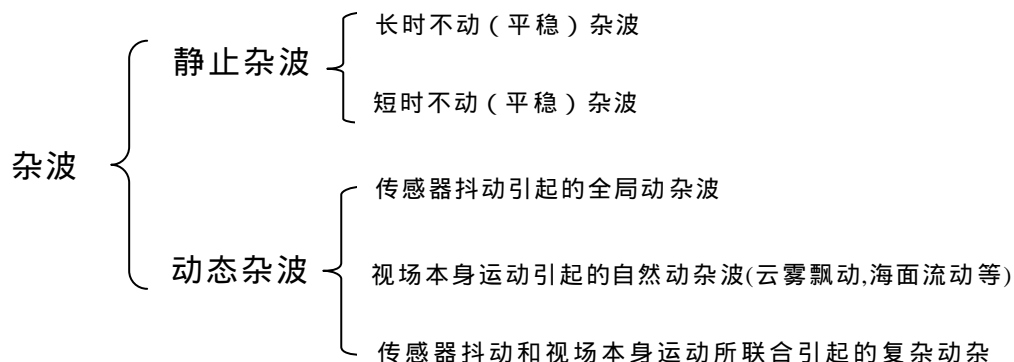


图 1.2 杂波的几种分类情况

#### 1.2.1.1 静态杂波抑制技术研究

通常，目标总是隐藏在强背景下。在这种情况下，若直接检测目标是很困难的，最可行的办法是采用某些信号处理方法，在目标检测之前去除背景干扰。自然背景天空中的云层，由于在形成时受到物理规律的制约，

在空间上往往呈现大面积的连续分布状态，在红外辐射的强度上也呈现出渐变状态，从而使得它们的红外图像在灰度空间分布上具有较大的相关性。文献【CR.1/2】将杂波假设为在空域内均值非平稳，方差缓慢变化的高斯白过程。文献【CR.3】将它们假设为一阶马尔可夫过程。在这些假设条件下，学者们先后研究了不同的背景抑制技术。文献【CR.1/2/4】采用基于非参数估计方法（线性预测器），而文献【CR.5/6/7】则采用非线性预测器来抑制杂波。文献【CR.8/9】采用空域自适应格型算法抑制背景，而文献【CR.10】则利用时空多参数滤波器来去除杂波。文献【CR.11/12/13】是采用小波变换的方法来取消背景杂波的。

#### 1.2.1.2 动态杂波抑制技术研究

由于图像传感器有时安装在运动平台上，或即使安装在静止平台上，也可能由于某些干扰导致传感器抖动，传感器的抖动将引起背景抖动。目前，在很多文献中集中研究的正是这种背景的全局运动如平移、旋转、变焦等，而很少考虑背景自身的运动情况。因为当目标与背景一起变化时，将使得目标的检测变得复杂起来。文献【CR.14】通过估计图像的各像素运动速度得到二维运动场图像，再通过分类技术分割出运动目标出来。这种方法需要估计图像中各点的运动场，计算量很大，而且它们所采用的分类技术是一种宏观的分类技术，适用于对大目标的运动分割，并不适用于对微弱点状运动目标的分割。另一种方法是沿用静态背景下的检测思想，首先将几帧图像校正到同一坐标系下，使几帧图像的背景之间无相对运动，从而使运动目标“暴露”出来。文献【RB.2】给出一种基于相位相关的运动背景校准方法，该方法需要对图像作付氏变换，计算量相对较大，且只能用于两帧图像的背景只有平移变化的场合。另一种思路是通过全局运动参数估计技术。它首先估计出背景的运动参数，然后利用估计出的运动参数作背景校正，将多帧图像校正到同一坐标系之下【CR.15/16/17】。这种方法适用于图像传感器做各种运动。对于背景运动参数的估计方法，文献【CR.18/19/20/28】采用光流场技术，文献【CR.21/22/23】采用块匹配技术，文献【CR.24】采用回归技术，文献【CR.25/26/27】采用最大后验概率估计技术。文献【CR.28】为了有效地消除快速图像全局运动，采取了一种基于层次模型的处理方法，即首先原始图像序列用亚采样的办法划分成具有金字塔式分辨率的多个子图像，使得每一个子图像运动相对小些，然后在每一个子图像中利用光流场模型估计出部分背景点的速度场，然后利用鲁棒迭代排除法二乘估计图像传感器的全局运动参数，再利用估

计出来的全局运动参数对背景图像进行运动补偿，从而较有效的去除了传感器所引起的背景全局运动。

针对自然动态杂波抑制，由于情况较复杂，目前文献并不是很多。文献【CR.37】采用神经网络技术来抑制海面杂波(Sea Clutter)，文献【CR.36】采用时间滤波技术抑制云层动态杂波(Cloud Clutter)。文献【CR.38】则采用时空非参数估计法进行了任何类型的自然动态杂波的抑制技术研究，相应算法实时性好，抑制效果一般等特点。

针对既存在传感器运动，又有自然背景运动的杂波，由于情况更复杂，作者目前还未见过此类文献。不过，一般可以采用上述两种杂波抑制技术相结合的方法。

### 1.2.2 微弱点状运动目标的检测技术

微弱点状运动目标可利用的有效特征仅有两个：一个是目标的未知亮度，另一个是目标的未知运动特性。它们在短时间内具有平稳特性，主要表现为：

- i. 短时间内点目标灰度值可近似认为不变。
- ii. 在短时间内点目标的运动速度可近似认为不变，目标不加速运动。

目标亮度的短时平稳性和运动轨迹的连续性是有效分割目标与噪声的关键。综合国内外相关文献，其微弱小目标检测算法无不是以此为基础的。由于微弱点状运动目标的信噪杂波比极低，使得在单帧图像上几乎不可能检测出目标，或即使检测出目标也常常伴随着大量的假目标。因此，目前的检测技术多采用基于多帧的检测技术。所谓多帧检测技术是指从给定的一段三维图像（二维空间，一维时间）中检测出目标并估计其运动轨迹。

在检测微弱点状运动目标时，按照上述两种目标特征使用顺序的不同，可将多帧检测技术分为两大类，一类为先检测后跟踪技术（Detect-Before-Track），另一类为先跟踪后检测技术（Track-Before-Detect）。前者首先根据目标的短时灰度特性对单帧图像进行灰度阈值判别，然后在分割后的二值化图像序列中根据目标的短时运动速度特性，寻找可能的目标轨迹。这种方法的计算相对简单，但要求较高的信噪比环境。而后者首先根据目标的短时运动速度特性，通过累积所有可能的运动轨迹上目标的亮度值，然后根据目标的短时灰度特性判别各条轨迹的后验概率，从而检测出真实的目标。

目前文献上出现的都是基于 TBD 的检测算法。下面,对其中具有代表性的几种算法给予一般原理介绍【TR.1】:

(A) 基于三维匹配滤波器阵(3-D Matched Filter Bank)的检测算法

该算法首先做出如下假设:i.在短时间内目标亮度保持不变,ii.在短时间内目标以恒定速率运动,即目标运动为一条直线。

三维匹配滤波器由二维空间,一维时间等两个部分组成,二维空间滤波部分负责单帧图像中去除杂波,而一维时间滤波部分专称为速度滤波器,是以速度进行目标能量累加,从而提高信噪比。

从假设(ii)可以推断出,只要将图像序列沿目标可能的运动方向叠加起来或者以某一速度将图像序列移位后相加起来,就可以达到提高信噪比的目的。但是,我们往往不知道目标是以多大速度运动的,所以我们必先须假设可能存在的多种速率,然后针对每一中假设设计一个速度匹配滤波器。为了加快处理速度,就让多个滤波器并行运行如图(1.3),形成一个三维匹配滤波器阵。【TD.1/2/3】。

基于三维匹配滤波器目标检测算法的性能分析由文献【TD.4】给出。

对于三维匹配滤波器起主要难点在于:

- (1) 计算量的大,难于实时实现。
- (2) 三维匹配滤波器很难设计。

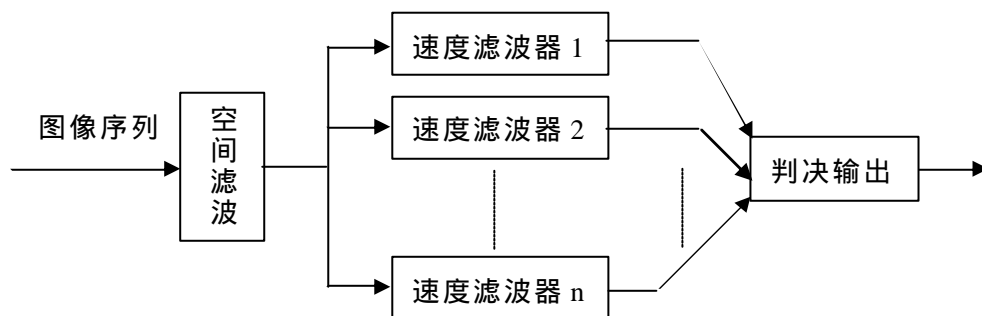


图 1.3 三维匹配滤波器阵检测框图

(B) 基于像素统计(Pixel Statistics)的方法

基于像素统计检测的方法作如下假设:i.图像采样点在时间上是独立的,噪声为加性的高斯噪声。ii.在短时间内目标亮度不变。

在以上假设情况下,文献【TD.5】统计三维图像序列中目标点的所有可能运行轨迹,通过计算所有轨迹的最大似然函数进行判别。对二维图像序列,其工作方式如图 1.4 所示。

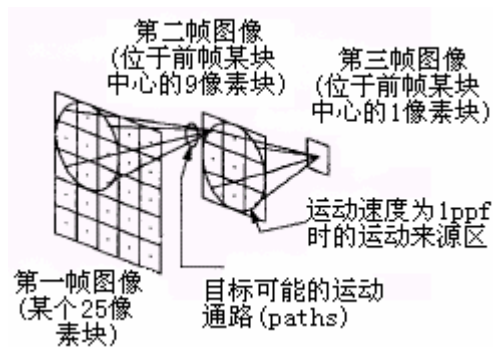


图 1.4 二维图像序列的像素统计检测方法示意图

对于基于像素点统计的检测算法，由于目标运动轨迹的假设是在三维空间上进行的，故每个像素点需假设的目标运动轨迹很多（见图 1.4），故计算量很大。文献【TD.6】还给出了基于像素统计检测算法的理论性能分析及实际仿真结果。

#### (C) 多级假设检验(MultiStage Hypothesis Testing)的方法

文献【TD.7/8】采用了多级假设检验方法。其基本原理为：

$$\sum_{\substack{k=1 \\ \mathbf{r} \in \text{path}}}^i \text{Img}(\mathbf{r}, k) = \begin{cases} \geq a_i \Rightarrow \text{Chose } H_1 \\ \leq b_i \Rightarrow \text{Chose } H_0 \\ \in (b_i, a_i) \Rightarrow \text{goto Stage } (i+1) \end{cases} \quad (1-2)$$

对第  $i$  帧图像中的每个像素，从第 1 帧到第  $i$  帧按假设的目标运动轨迹累加各像素亮度值，当累计亮度值超过了预定阈值  $a_i$  选择  $H_1$ ，当累计亮度值小于预定阈值  $b_i$  时选择  $H_0$ ，当处于两者之间时，进入下一级测试。该算法逐帧对目标可能运行轨迹进行修剪，在一定程度上减小了计算量，但这需要在内存中维持一个复杂的数据结构，以牺牲内存为代价。

为提高检测性能，文献【TD.9】将目标运行轨迹作为假设已知的先验条件，从而通过贝叶斯方法进行统计判决。

#### (D) 动态规划(Dynamic Programming)方法

动态规划法通常又称为 Viterbi 算法。在这一方法中，每帧图像中每个像素称为一个状态，而所有的像素称为状态集合。因为相邻帧之间存在状态转移过程，故系统在某策略(最短间距，像素亮度相似等)下对每种转移分配一个得分数。对给定的  $N$  帧图像，将得分数最大的状态转移线连载一起，就可以确定目标可能的运动轨迹了。

可见，动态规划法是基于最优化原理的，对一条轨迹来说，将来的延

伸不会影响以前的得分。但是，最优化过程不可避免的会带来比较大的计算量。文献【TD.10/11】给出了动态规划法的检测性能分析及仿真结果。

#### (E) 投影检测算法

由于直接对三维图像序列进行处理所需计算量很大，故目前很难实时实现。为实时实现，文献【TD.12/13】采用了投影变换法检测微弱点状目标。投影检测法的基本出发点是通过将三维空间轨迹检测问题转化为二维平面的轨迹检测，从而使搜索轨迹的运算量减少，该算法将序列中的每一帧图像经门限处理后检测出的点投影在同一投影平面上。之后用 Hough 变换算法检测出小的直线轨迹。由于该算法主要采用先检测后跟踪的方法进行处理，故其检测性能不高，并且很难从理论上分析该算法的检测性能。

对微弱点状运动目标的检测还有一些其它的处理方法，如文献【TD.15, TD.16】给出的形态膨胀、关联滤波等方法，文献【TD.17】给出的基于 FFT 变换的频域处理方法，文献【TD.18】给出的基于图像增强的目标检测方法，文献【TD.19/20】给出的检测算法可检测做极慢速运动的目标，文献【RB.2】还综述了其它一些检测算法。

#### 1.2.3 微弱点状运动目标的跟踪技术

当检测出微弱点状运动目标后，将进入目标的跟踪阶段。对目标的跟踪仍然可以采用基于多帧的处理技术。当采用多帧技术时，需要等待采集到多个图像帧后才能做出计算，这将导致目标位置预测的延迟，从而使得跟踪滤波器的实时性不高。

由于经过全图像空间范围内的搜索检测过程后，目标的大致位置已经确定，因此可在目标的可能区域（跟踪窗口）内检测目标，这使得通过单帧检测与跟踪目标成为可能。然而，由于目标过小且信噪比极低，使得即使在跟踪窗内仍然存在较多的虚警目标，如图（1.5）所示。

总之，此目标跟踪阶段包括两个子过程，一是从众多检测结果中能够确定真实目标的数据关联滤波；另一是，目标在下一时刻存在区域的预测，通常，此过程是由 Kalman 滤波器来完成。在具体应用中，两者结合实施，被称为跟踪滤波器。

由于人们对雷达等领域的目标跟踪技术开展过深入的研究并取得了丰富的研究成果。因而，可以借鉴现有的跟踪滤波器技术来处理序列图像中的目标跟踪问题。对于图（1.5）所示的目标跟踪系统，常采用的跟踪滤波器包括以下几类：



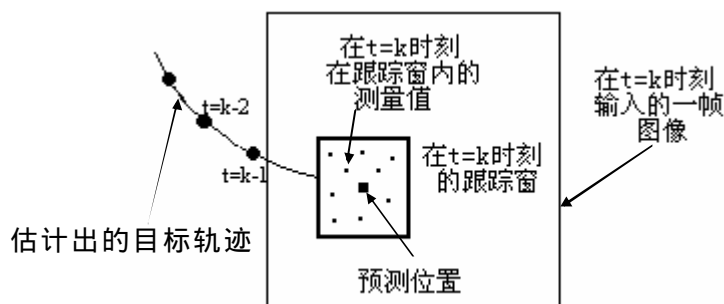


图 1.5 点目标跟踪过程中的检测示意图

## (A) 最小邻域标准滤波器 (Nearest Neighbor Standard Filter)【TT.6】

该滤波器的基本思想是在各个测量值中寻找最接近预测值的测量值作为真实值，并在跟踪滤波器中使用它。令  $z(k)$  表示  $k$  时刻的测量值， $\hat{z}(k|k-1)$  表示第  $k-1$  时刻对  $k$  时刻测量值的估计值，最小距离由 Mahalanobis 距离确定，如式 (1-3) 所示：

$$\begin{aligned} d^2(z) &= [z(k) - \hat{z}(k|k-1)]^T S^{-1}(k) [z(k) - \hat{z}(k|k-1)] \\ &= \mathbf{v}^T(k) \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{v}(k) \end{aligned} \quad (1-3)$$

式中  $\mathbf{v}(k)$  在 kalman 滤波器中被称为“新息”， $\mathbf{S}(k)$  为“新息”的协方差阵。

对于 NNSF 滤波器，当虚警不严重时，可以较好的工作，但当虚警很严重时，最近距离不一定是正确的测量值，这将导致目标轨迹的丢失。因此这种滤波器常用于信噪杂波比较高的场合。

## (B) 航迹分离滤波器 (Track Splitting Filter)【TT.6】

这种方法中，航迹被初始化后，在  $t=k$  时刻，对于落入预测位置  $\hat{z}(k|k-1)$  周围区域中的测量值，航迹被分离。在下一时刻，航迹向前传播。如图 (1.6) 所示。滤波器在各时刻采用序贯算法去估计各条轨迹的似然函数，以丢弃不太可能的轨迹。

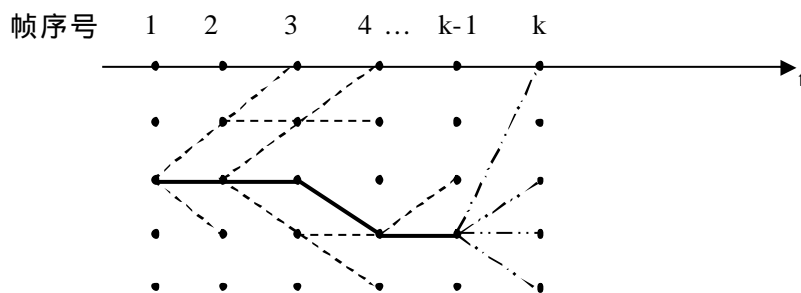


图 1.6 轨迹分离滤波器

在图 1.6 中，实线表示真实的目标轨迹，虚线表示经修剪掉的目标轨迹，线点点型直线表示在  $k$  时刻所被分离的航迹，等待确认哪条会构成真轨迹。

令直到时刻  $k$  的第  $l$  条航迹为：

$$\mathbf{q}^{k,l} = \{z_{1,i_1}, z_{2,i_2}, \dots, z_{k,i_k}\} \quad (1-4)$$

式中， $z_{j,i}$  为在  $j$  时刻的第  $i$  个测量值。似然函数定义为：

$$\begin{aligned} \Lambda(\mathbf{q}^k) &= f(z_1, z_2, \dots, z_k | \mathbf{q}^k \text{ 为真实航迹}) \\ &= f(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k) = \prod_{i=1}^k f(\mathbf{v}_i) \\ &= c_k \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \mathbf{v}_i^T \mathbf{S}_i^{-1} \mathbf{v}_i \right\} \end{aligned} \quad (1-5)$$

式中  $\mathbf{v}$  在 kalman 滤波器中被称为“新息”， $\mathbf{S}$  为“新息”的协方差阵， $c_k$  为常量。取对数后，可将式(1-5)转换成递归方式，即

$$l(\mathbf{q}^k) = -\log \Lambda(\mathbf{q}^k) = l(\mathbf{q}^{k-1}) + \frac{1}{2} \mathbf{v}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_k \quad (1-6)$$

在正态噪声条件下， $m$  维向量  $\mathbf{v}$  也服从正态分布且相互独立，则  $l(\mathbf{q}^k)$  服从自由度为  $km$  的  $\chi^2$  分布。在给定的系统虚警率条件下，可以根据  $l(\mathbf{q}^k)$  的上述概率特性指定门限，大于此门限的航迹竟被丢弃。

由于被分离的轨迹的分支数可能按指数增长，因此这种滤波器的主要问题在于它的计算和记忆量随时间增长而增长。

(C) 概率数据关联滤波器 (Probabilistic Data Association Filter) 【TT.8/9/10】

最近邻域滤波器(NNSF)在测量值集合中按 Mahalanobis 距离选择最小值作为正确测量值输入跟踪滤波器，属于“硬决断”准则，而概率数据关联滤波器考虑所有的测量值，计算每个测量值的置信概率，并将这些测量按置信概率进行数据融合，将融合的结果作为跟踪滤波器的输入，属于“软决断”准则。文献【TT.6】给出了关于 NNSF 及 PDAF 滤波器的详细的蒙特卡罗数值的仿真结果，该结果表明在强杂波的环境下，PDAF 算法性能远远高于 NNSF。

### § 1.3 本文主要研究工作与研究成果

#### 主要研究工作：

由于IRST系统在目标检测与跟踪领域中占有很重要的地位，所以本文力求改进之，使之在强杂波环境中能完成微弱点状运动目标的检测与跟踪任务。为此，本文研究低SNR、微弱点状运动目标检测与跟踪系统框架及关键技术，如图(1.7)和图(1.8)所示。与图(1.1)比较有下述特点：

1. 将基于目标运动假设及轨迹连续性的 TBD 过程插入到杂波抑制和检测器之间，解决在低信噪比下的目标检测问题。
2. 从检测器向跟踪滤波器传递的信息数据有，目标可能位置、运动速度和目标可能的亮度信息（在一些文献中未利用此项信息【TT.8/9/10】）。这些信息有利于快速、高分辨检测目标，请见图(1.9)。
3. 若跟踪滤波器向检测器反馈更丰富的信息（如预测的目标区域，新息协方差等），可能知道关于目标的先验知识。这样，跟踪滤波器告诉检测器到哪里去寻找具有某些特征的目标，而检测器将所找到的传递给跟踪滤波器。这时，可以使用基于先验知识的 Bayes 准则检测目标。与 NP 检测相比较，Bayes 检测有可能进一步提高系统检测性能，请见图(1.10)。

#### 关键技术：

- 静止/动态杂波抑制技术
- 便于高速实现的 TBD 技术
- 基于条件跟踪的高分辨检测技术等

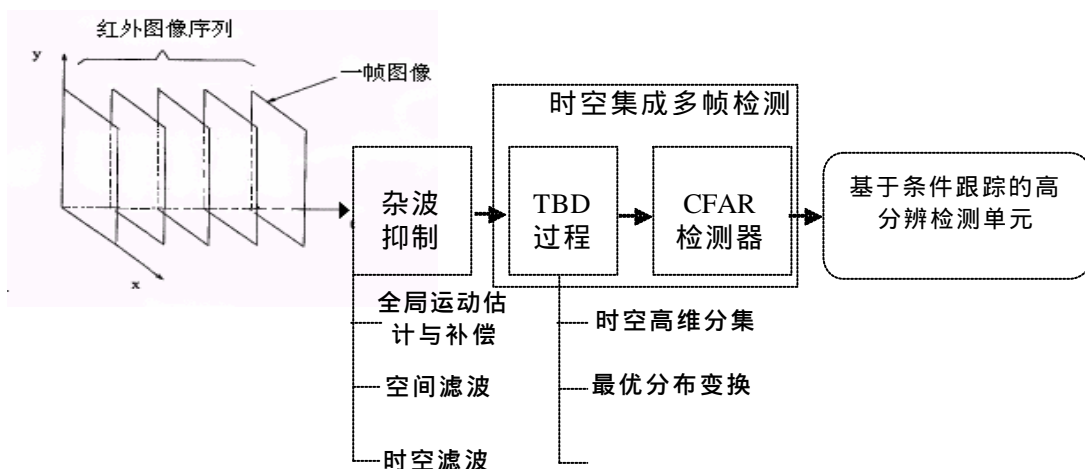


图 1.7 改进的IRST系统的功能框图

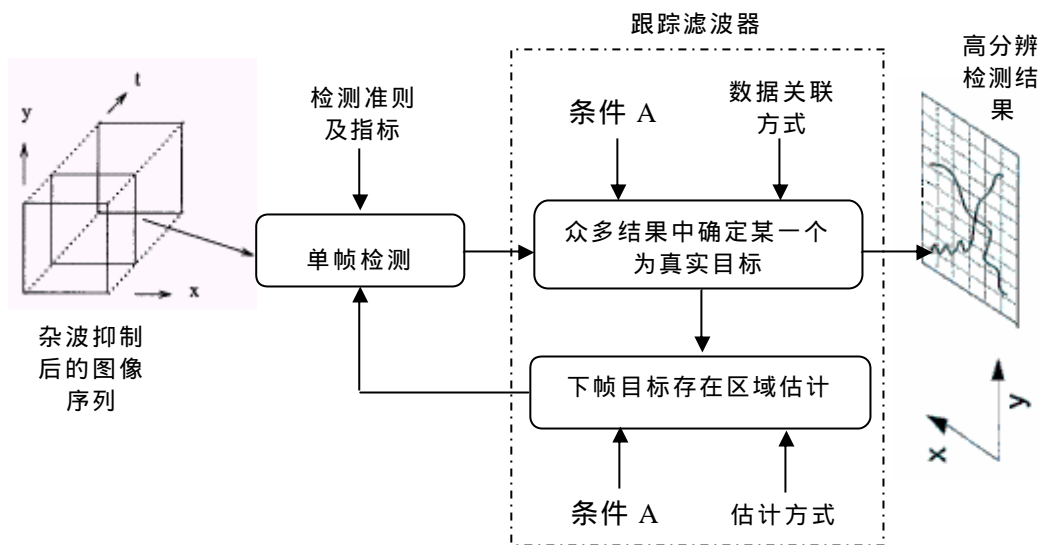


图 1.8 基于条件跟踪的高分辨检测单元功能框图

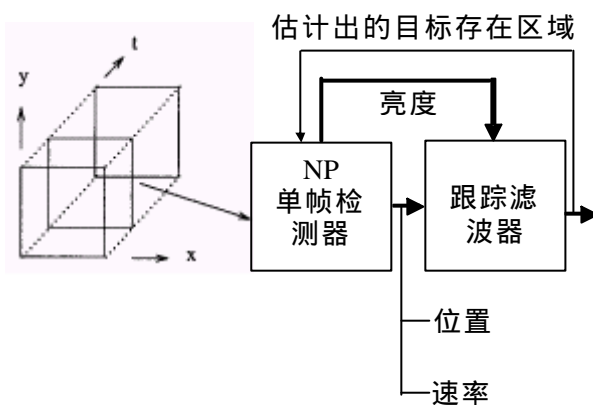


图 1.9 检测器和跟踪滤波器之间的信息传递情况(1)

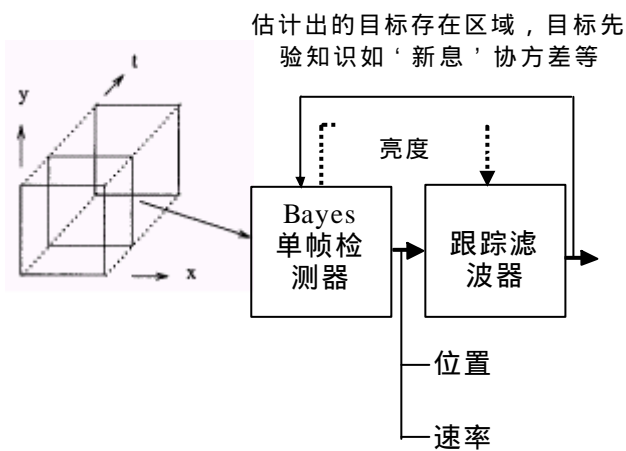


图 1.10 检测器与跟踪滤波器之间的信息传递情况(2)

其中,条件 A 包括多帧检测成功,并且已得到关于目标的初始信息(目标速度,位置及亮度等)。

本文所使用的数据关联方式为概率数据关联滤波器(PDAF),目标可能位置的估计方式上使用了 Kalman 滤波器。检测准则上,在不同的条件下(跟踪滤波器向检测器所‘反馈’的信息的不同),分别选用了 Neyman-Pearson 或 Bayes 准则。

### 研究工作的主要贡献：

#### 1.

按照 IRST 系统信号处理单元内部子过程的顺序,首先对杂波的产生机理及特性进行了分析,并将其分成了几种类型如图(1.2)所示。然后,针对不同的杂波提出了相应的抑制策略和技术：

##### 一、背景抖动估计与补偿技术方面

提出了光流误差函数  $Err^t$  (4-21)与全域运动模型(4-24)相结合,并使  $Err^t$  为最小的运动模型参数估计算法。

对原始图像进行空域亚采样,选取全局运动样本点,形成 R 集合。

采用权函数  $w(x)$  (4-30),叠代筛选(Iterative Elimination)去除奇异点。

##### 二、静态杂波抑制技术方面

因为背景杂波的出现于图像传感器应用中是不可避免的,所以杂波抑制技术在构造高效检测器中是极其重要的。研究了几种基于非参数回归的静态杂波抑制技术：

应用局部 Gabor 核加权回归估计,经与国内外文献中常用的 Uniform 和 Epanechnikov 加权函数仿真比较,Gabor 核具有更优的性能。

针对系统欲检测目标的基本信息,拟定了对视场局域学习、预估计目标是否可能存在的区域,选用不同的局域加权函数进行杂波抑制,以便更好地抑制杂波,保留可能的目标。

利用小波变换估计缓变背景,对原图像进行差分补偿,达到背景抑制与白化。通过残留噪声的高斯性和独立性检验,经过比较,选取了一种较好的小波变换核。

### 三、 动态杂波抑制技术方面

由于背景杂波强度远远大于传感器内部噪声和目标强度,并且在实际情况下,背景杂波是运动的如海面浪涛澎湃,空中云雾飘动等,抑制动杂波是十分必要而且非常重要的。

提出了时间和空间滤波器相结合的动态杂波抑制实施方案。此种时空滤波器,在具体运行时,其系数不随时间变化,对动态杂波类型不敏感,属于非参数类型。

针对海面杂波,研究了两种时域滤波器(其系数为 Uniform 或 Damped Sinusoid 函数)和一种空域滤波器(其系数为 Gabor 核函数)相结合的时空滤波器。

2.

杂波抑制过程结束后,要通过 TBD 技术进行信噪比的进一步提高。关于 TBD 技术方面的研究成果如下:

在理想情况下,对 TBD 和 DBT 技术的检测性能进行了比较。比较项目包括:最小  $SNR_m$ , 检测增益,理论性能边界等,给出了理论分析和仿真结果。

TBD 和 DBT 技术都是基于多帧的进一步提高信噪比的方法。DBT 技术以其计算量少,速度快等特点,在高 SNR 环境中得到了非常广泛的应用。然而,在低 SNR 环境,其检测性能则显著下降。这时,它对前端杂波抑制预处理过程提出很高的要求。TBD 技术虽然较复杂,但

是因其能进一步提高 SNR 等特点在低 SNR 环境中被广泛使用。但是，TBD 技术性能并非总是最佳的，关键在于它能否成功地累积分布在一段图像序列中的目标能量。因为目标随机出现且其运动特性是未知的，所以在一定的假设下，需要在全时空领域搜索。TBD 技术是成功地实现目标能量增强是以搜索目标可能的运动轨迹时间为代价的。如果目标运动特性较复杂及参与检测的帧越多，则其所需时间也就越长。若 TBD 检测时间长，则产生目标跟踪时间延迟，即与实际运动目标失去了同步。可见，TBD 和 DBT 技术各有其优点和缺点，它们之间的优劣性分析与比较就成了一个研究内容。

研究了按运动目标，随机运动轨迹进行时空分集的检测技术，并分析了一种快速实现方式：时域投影，集成空间局域多方向搜索与‘或合并’检测技术。

在无线通信系统中，分集接收包括两层含义：一是待接收的是在传输过程中被分散了的信号分量，另一是对经独立接收的信号众多分量进行合并(Combining)，而且各信号分量是要求是互不相关的。与IRST系统对比，因为目标在运动，所以可以说目标能量分散在连续多帧中；而且对输入时空三维数字图像通过时空杂波抑制处理后，前后图像间和单帧图像内已消除了相关性，故信号分量(对应着像素取值)要互不相关这一要求也就满足了。从而，我们可以将在无线通信领域常用的信号接收基本理论可以应用到图像序列中检测微弱运动目标的检测与跟踪领域。

在时空集成域进行二元假设检验时，讨论了最优检测分布及其相应变换的技术。从而，分析了时空高维集成最优分布变换的微弱运动目标检测技术。

这种分布变换是通过非线性合并技术来实现的。分析了残留噪声为白高斯和独立未知分布等不同条件下的实施方案，给出了相应的仿真结果，而且在相同条件下，与线性合并结果进行了比较。

拟定了对不同 SNR、运动速度和尺寸的目标进行检测的系统基本框架。为应用本文分析的各项技术提供了一个构架。

3.

研究了高维集成检测条件下的高分辨检测（简称条件高分辨检测）技术：

条件高分辨检测采用概率数据关联，其概率模型采用预测目标位置、速度与目标亮度信息。

讨论了通过概率数据关联，估计假设  $H_0$  和  $H_1$  的先验信息，以进行 Bayes 检测的相关技术问题。

通常，检测器和跟踪滤波器之间存在单向（跟踪滤波器虽然向检测器反馈目标可能存在区域的信息，但是这些信息对检测准则毫无影响，故有单向含义）数据通信，即数据流方向是从前者到后者。而本文研究了跟踪滤波器向检测器“反馈”数据时的双向数据通信情况。在单向数据通信下，检测器是以 Neyman-Pearson 模式工作的。将跟踪滤波器向检测器反馈的数据（本文中包括预测位置和“新息”协方差矩阵）作为关于目标的先验知识，得到了 Bayes 检测器。两者主要不同点在于门限，前者是固定的，而后者则是变动的。

#### §1.4 论文内容安排

本文的主要内容及安排如下：

第一章说明了本课题的研究背景及与本课题有关的相关技术研究动态，列出了本文研究的创新点及研究成果等。

第二章研究了IRST系统的现状与未来，内容包括IRST系统组成部分、



特点以及发展历程。另外还有，对其进行改进的必要性及改进方案等。

第三章给出了改进 IRST 系统理论基础。内容包括信号与观测模型，杂波抑制、目标检测及目标跟踪理论及其模型研究，相关数理统计理论等。

第四章介绍了图像序列全局运动校正技术，研究了一种背景抖动鲁棒估计与补偿技术。

第五章介绍了静态杂波抑制技术。由于当前流行的 CFAR 或 Bayes 等检测器都工作在信号加噪声模式下。杂波抑制后，如果噪声具有白高斯分布特性，则其性能更佳。研究了几种静态背景杂波抑制技术并进行理论推导，给出了实验结果。对实验结果进行了独立性及正态性检验，分析了检验结果，指出了它们的优缺点。

第六章研究了动态杂波的时空非参数抑制技术。讨论了非参数问题的提出，优点等。给出了理论分析和实验结果。

第七章对 TBD 和 DBT 技术进行了性能分析，比较了两者的优缺点。

第八章 研究了基于时空分集与线性合并的 TBD 技术，讨论了其理论基础和技术参数。研究了在给定的虚警概率和检测概率条件下，对应参与时域分集的帧数、应参与空间分集的像素数目以及像素间距(目标运动速度)之间的关系，与此研究结果结合给出了检测多速率、多亮度及多尺寸多目标的系统解决方案。

第九章 基于时空分集与非线性合并的 TBD 技术。并在不同残留噪声条件下，讨论了几种具体实施方案，给出了实验结果。

第十章 研究了基于条件跟踪的微弱点状运动目标 Neyman-Pearson 高分辨检测技术。

在从检测器到跟踪滤波器单向信息流情况下(如图 1.7)，介绍了基于附带亮度信息的 PDAF 实时跟踪策略，给出了理论推导和实验结果。

第十一章 在检测器和跟踪滤波器之间有双向信息流情况下，针对所传递数据流中是否包含亮度信息等两种情况，分别介绍了两种基于 PDAF 的高分辨检测实时跟踪策略，给出了理论推导和分析。

最后给出了全文总结。

## § 1.5 本章小结

本章为绪论。主要讨论了本论文的课题研究背景、论文研究的重要性和必要性，目标检测与跟踪技术相关关键技术发展动态。在最后给出了本文的研究重点和本论文的研究成果。

## 第二章 IRST 系统现状与未来

### § 2.1 IRST 系统组成及特点

#### 2.1.1 传统 IRST 系统组成框图

IRST(红外搜寻与跟踪)是一种宽视场监视系统,为自主式搜索、检测、识别和跟踪指定目标而设计的【OR.1】。传统 IRST 系统各部分之间的链结构如图(2.1)所示。

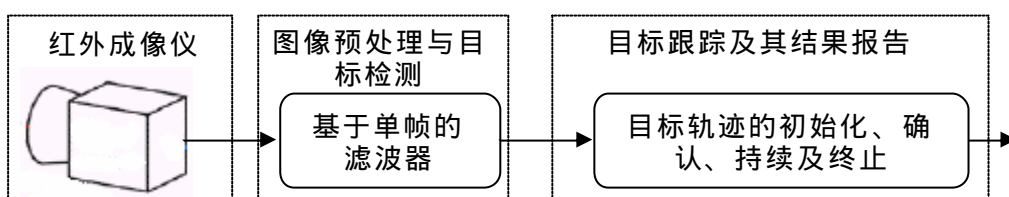


图 2.1 传统 IRST 系统组成框图

传统 IRST 系统的工作原理是这样的：红外传感器从指定视场中接收目标和背景的红外辐射，产生相应的温度分布图像并送入预处理单元，经过必要的图像修正和空间域滤波后，在检测器中对单帧图像进行目标与背景的分割；目标跟踪器接收许多可能的目标，然后跟以前的检测结果进行关联以便测试它们是否构成目标运动轨迹。若确定是目标运动轨迹，则向后续应用系统（如巡航系统、武器系统等）输出跟踪结果。

#### 2.1.2 IRST 系统特点

首先讨论红外成像原理和红外图像特点：

红外成像主要是通过物体的红外线辐射强度不同来成像的，凡是温度高于绝对零度的物体，都产生红外线辐射，不同温度、不同材料的物体，其红外辐射的强度、波段不同，并随温度的升高，其辐射强度增大。而可见光成像则主要是通过光线的反射来成像的，其成像与光源的波长及物体的反射率有关。

图(2.2)给出了同一物体的红外及可见光成像效果。从图可看出，可见光图像的可视效果明显优于红外热图像，其边缘清晰，能准确地反映目标的空间位置、颜色属性、明暗强弱等特点；而在红外图像中，目标的颜色属性、明暗强弱已不能准确反映出来。但是，它能将目标的空间位置大致反映出来。另外，红外图像的灰度强弱的变化由目标的温度高低变化决定，

对于军事目标，通常目标的温度与背景的温度相差很大，因而在图像中表现出来的灰度对比度很大，有利于目标的检测与跟踪。

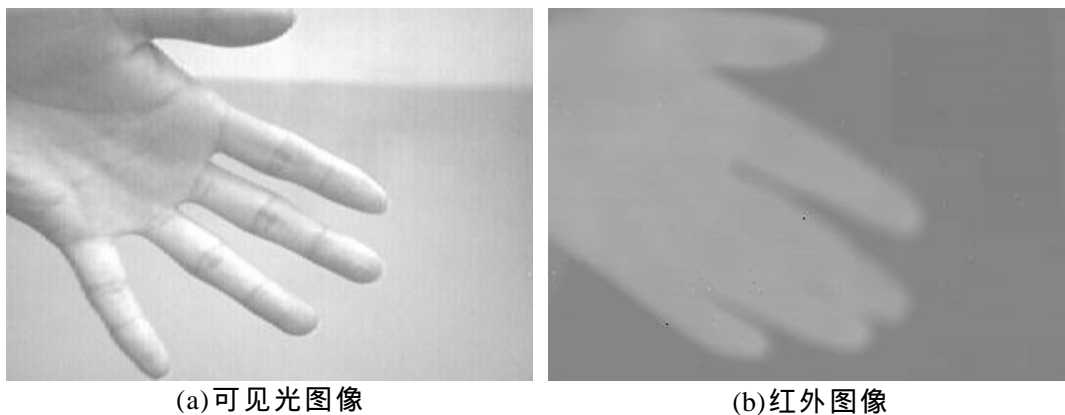


图 2.2 可见光图像与红外图像对比

较之其它系统而言，以下几个独特的优点使IRST系统成为军事和民用领域中最具发展前途的目标检测与跟踪系统之一：

- e) 采用被动式接收系统（接收辐射而不是反射），故不易受干扰。
- f) 靠红外辐射成像，红外辐射又不能看见，故保密性好。
- g) 红外辐射不分昼夜无处不在（自然界中凡是绝对温度高于零度的物体都会产生红外辐射），故能白天和黑夜使用，适合夜战需要。
- h) 能实时处理三维信号（二维空间，一维时间）等。

## § 2.2 IRST 系统发展历史回顾

从图(2.1)中可见，传统IRST系统由红外成像传感器和信号处理单元（目标检测与跟踪）等两大部分组成。下面，分别从上述两方面来回顾IRST系统的发展历程和基本概念。

### 2.2.1 关于红外线及红外传感器

#### A. 红外线的发现

1672年，人们发现太阳光（白光）是由各种颜色的光复合而成，同时，牛顿做出了单色光在性质上比白色光更简单的著名结论。使用分光棱镜就把太阳光（白光）分解为红、橙、黄、绿、青、蓝、紫等各色单色光。1800年，英国物理学家F. W. 赫胥尔从热的观点来研究各种色光时，发现了红外线。他在研究各种色光的热量时，有意地把暗室的唯一的窗户用暗板堵住，并在板上开了一个矩形孔，孔内装一个分光棱镜。当太阳光通过棱镜

时,便被分解为彩色光带,并用温度计去测量光带中不同颜色所含的热量。为了与环境温度进行比较,赫胥尔用在彩色光带附近放几支作为比较用的温度计来测定周围环境温度。试验中,他偶然发现一个奇怪的现象:放在光带红光外的一支温度计,比室内其他温度的批示数值高。经过反复试验,这个所谓热量最多的高温区,总是位于光带最边缘处红光的外面。于是他宣布太阳发出的辐射中除可见光线外,还有一种人眼看不见的“热线”,这种看不见的“热线”位于红色光外侧,叫做红外线。红外线是一种电磁波,具有与无线电波及可见光一样的本质,红外线的发现是人类对自然认识的一次飞跃,对研究、利用和发展红外技术领域开辟了一条全新的广阔道路。

红外线的波长在  $0.76 \sim 100 \mu\text{m}$  之间,按波长的范围可分为近红外、中红外、远红外、极远红外四类,它在电磁波连续频谱中的位置是处于无线电波与可见光之间的区域。

红外线辐射是自然界存在的一种最为广泛的电磁波辐射,它是基于任何物体在常规环境下都会产生自身的分子和原子无规则的运动,并不停地辐射出热红外能量,分子和原子的运动愈剧烈,辐射的能量愈大,反之,辐射的能量愈小。

温度在绝对零度以上的物体,都会因自身的分子运动而辐射出红外线。通过红外探测器将物体辐射的功率信号转换成电信号后,成像装置的输出信号就可以完全一一对应地模拟扫描物体表面温度的空间分布,经电子系统处理,传至显示屏上,得到与物体表面热分布相应的热像图。运用这一方法,便能实现对目标进行远距离热状态图像成像和测温并进行分析判断。

## B. 红外成像原理

红外热像仪是利用红外探测器、光学成像物镜和光机扫描系统(目前先进的焦平面技术则省去了光机扫描系统)接受被测目标的红外辐射能量分布图形反映到红外探测器的光敏元上,在光学系统和红外探测器之间,有一个光机扫描机构(焦平面热像仪无此机构)对被测物体的红外热像进行扫描,并聚焦在单元或分光探测器上,由探测器将红外辐射能转换成电信号,经放大处理、转换或标准视频信号通过电视屏或监测器显示红外热像图。

这种热像图与物体表面的热分布场相对应;实质上是被测目标物体各部分红外辐射的热像分布图由于信号非常弱,与可见光图像相比,缺少层

次和立体感，因此，在实际动作过程中为更有效地判断被测目标的红外热分布场，常采用一些辅助措施来增加仪器的实用功能，如图像亮度、对比度的控制，实标校正，伪色彩描绘等高线和直方进行数学运算、打印等。

#### C. 红外成像仪技术参数

1. 工作波段：工作波段是指红外热像仪中所选择的红外探测器的响应波长区域，一般是  $3 \sim 5 \mu\text{m}$  或  $8 \sim 12 \mu\text{m}$ 。
2. 探测器类型：探测器类型是指使用的一种红外器件。如采用单元或多元（元数 8、10、16、23、48、55、60、120、180 等）；材料采用硫化铅、硒化铅、碲化铟、碲镉汞、碲锡铅、锗掺杂和硅掺杂等。
3. 扫描制式：一般为 PAL 制式或 NTSC 制式或 SCUM 制式等。
4. 显示方式：指屏幕显示是黑白显示还是伪彩显示。
5. 温度测定范围：指测定温度的最低限与最高限的温度值的范围。
6. 测温准确度：指红外热像仪测温的最大误差与仪器量程之比的百分数。
7. 最大工作时间：红外热像仪允许连续的工作时间。

#### D. 红外成像仪分类

红外热像仪一般分光机扫描成像系统和非扫描成像系统。

光机扫描成像系统采用单元或多元（元数有 8、10、16、23、48、55、60、120、180 甚至更多）光电导或光伏红外探测器，用单元探测器时速度慢，主要是帧幅响应的速度不够快，多元阵列探测器可做成高速实时热像仪。

非扫描成像的热像仪，如近几年推出的阵列式凝视成像的焦平面热像仪，属新一代的热成像装置，在性能上大大优于光机扫描式热像仪，有逐步取代光机扫描式热像仪的趋势。其关键技术是探测器由单片集成电路组成，被测目标的整个视野都聚焦在上面，并且图像更加清晰，使用更加方便，仪器非常小巧轻便，同时具有自动调焦图像冻结，连续放大，点温、线温、等温和语音注释图像等功能。

#### E. 红外成像仪的发展

1800 年，英国物理学家 F. W. 赫胥尔发现了红外线，从此开辟了人类应用红外技术的广阔道路。在第二次世界大战中，德国人用红外变像管作

为光电转换器件，研制出了主动式夜视仪和红外通信设备，为红外技术的发展奠定了基础。

二次世界大战后，首先由美国德克萨兰仪器公司经过近一年的探索，开发研制的第一代用于军事领域的红外成像装置，称之为红外寻视系统（FLIR），它是利用光学机械系统对被测目标的红外辐射扫描。由光子探测器接收二维红外辐射迹象，经光电转换及一系列仪器处理，形成视频图像信号。这种系统、原始的形式是一种非实时的自动温度分布记录仪，后来随着五十年代锑化铟和锗掺汞光子探测器的发展，才开始出现高速扫描及实时显示目标热图像的系统。

六十年代早期，瑞典 AGA 公司研制成功第二代红外成像装置，它是在红外寻视系统的基础上以增加了测温的功能，称之为红外热像仪。

开始由于保密的原因，在发达的国家中也仅限于军用，投入应用的热成像装置可在黑夜或浓厚幕云雾中探测对方的目标，探测伪装的目标和高速运动的目标。由于有国家经费的支撑，投入的研制开发费用很大，仪器的成本也很高。以后考虑到在工业生产发展中的实用性，结合工业红外探测的特点，采取压缩仪器造价。降低生产成本并根据民用的要求，通过减小扫描速度来提高图像分辨率等措施逐渐发展到民用领域。

六十年代中期，AGA 公司研制出第一套工业用的实时成像系统（THV），该系统由液氮致冷，110V 电源电压供电，重约 35 公斤，因此使用中便携性很差，经过对仪器的几代改进，1986 年研制的红外热像仪已无需液氮或高压气，而以热电方式致冷，可用电池供电；1988 年推出的全功能热像仪，将温度的测量、修改、分析、图像采集、存储合于一体，重量小于 7 公斤，仪器的功能、精度和可靠性都得到了显著的提高。

九十年代中期，美国 FSI 公司首先研制成功由军用技术（FPA）转民用并商品化的新一代红外热像仪（CCD）属焦平面阵列式结构的一种凝成像装置，技术功能更加先进，现场测温时只需对准目标摄取图像，并将上述信息存储到机内的 PC 卡上，即完成全部操作，各种参数的设定可回到室内用软件进行修改和分析数据，最后直接得出检测报告，由于技术的改进和结构的改变，取代了复杂的机械扫描，仪器重量已小于二公斤，使用中如同手持摄像机一样，单手即可方便地操作。

如今，红外热成像系统已经在电力、消防、石化以及医疗等领域得到了广泛的应用。红外热像仪在世界经济的发展中正发挥着举足轻重的作用。

### 2.2.2 关于信号处理技术

由于成像后将会出现巨大的数据量，所以IRST系统对信号处理单元提出了高速、实时信号处理的要求。显然，80年代和90年代初期的计算机运算速度难以应付这么大的计算量，所以重点放在了高效率算法研究上。

近些年来，随着成像技术的发展，图像分辨率变得越来越大，图像质量越来越高，所需运算量也随之增加。幸运的是，现代计算机的运算速度也已有了大幅度提升。另外，还出现了一些较新的信号处理方法如小波分析，模糊数学，分形分析以及神经网络等技术。我们可以借助于上述先进的硬件和高速信号处理方法，可以解决实时信号处理问题。

在传统的IRST系统中信号处理部分包括图像序列预处理，目标检测以及目标跟踪等。图像序列预处理的目的是杂波抑制，即提高信噪比。常用的处理方法是采用基于单帧（空间）的匹配滤波器。匹配结果送入检测器进行二元判决。常用检测器是Neyman-Pearson模式工作的。然后，检测结果再送入跟踪器对当前时刻和以前的检测结果进行是否形成可能目标运动轨迹的操作。跟踪技术常采用航迹分离滤波器（TSF）或最小邻域标准滤波器（NNSF）等。

## § 2.3 IRST 系统改进需求分析

从以上的叙述中不难发现，传统的IRST系统中所采用的信号处理方法只适合于近距离、大目标、高信噪比条件下的检测与跟踪应用中。这些应用无法真正发挥出IRST系统的技术特色。

近些年来，IRST系统以自身的上述特点在国家陆海空防御系统中发挥着越来越大的作用。另外，跟踪与拦截巡航导弹等军事武器装备的智能化方面也占有重要地位。在这些应用中要求IRST系统尽可能远的距离就做出响应，而且虚警率要低。相互矛盾的上述两条要求进一步加重了信号处理单元负担。由于距离远，目标在成像系统中呈现出点状。微弱点状运动目标的特点体现在如下几个方面：

目标呈点状，目标支持域尺寸趋于点，无形状，尺寸，纹理等信息可以利用。

点目标的亮度与其邻域背景的平均对比度低，且亮度在时域上是随机分布的。

点目标在其邻域内SNCR很低，对全范围内整个图像域的SNCR就更低。



目标随机出现，必须在整个空域内进行搜索。

目标运动规律无定式，使目标的搜索、检测变得更困难。

在目标跟踪过程中，由于目标信噪比低，常常导致检测出多个虚假目标，从而影响跟踪器的性能，常常导致跟踪滤波器偏离目标轨迹。

在强杂波小目标情况下，如果传统信号处理方法仍不变，则由于检测器输出中会出现很多虚警目标，跟踪器的性能将会灾难性的下降。可见，强杂波环境中，微弱点状目标的检测与跟踪对 IRST 系统提出了很大挑战。

总而言之，由于上述军事和民用上的实际应用环境需要采用 IRST 系统，但同时要求对信号处理单元进行适当的改进。

在这样的背景下，本文提出了对 IRST 系统信号处理单元的几种改进措施和实施方案。

## § 2.4 IRST 系统改进实施方案

由于 IRST 系统在目标检测与跟踪领域中占有很重要的地位，所以本文力求改进之，使之在强杂波环境中仍能完成微弱点状运动目标的检测与跟踪任务。为此，本文提出了两种系统改进实施方案，实验结果表明改进实施方案是可行且有效的。

IRST 系统改进方案(一)如图 1.7/1.9 所示。可见，重要的改进点有两个：一是将基于目标运动特性的 TBD 过程插入到杂波抑制和检测器之间。另一是从检测器向跟踪器传递的数据流中除了传统的可能目标的初始位置和运动信息外，还包含有那些可能目标的亮度信息，这有助于提高系统跟踪精度。其中的关键技术包括静态、动态杂波抑制技术，实时性好的 TBD 算法研究以及跟踪器从检测器接收更多信息（可能目标的亮度信息）时的基于概率数据互联的跟踪技术研究。

IRST 系统改进方案(二)如图 1.7/1.10 所示。可见，重要的改进点是在方案(一)的基础上，将标准的从检测器到跟踪器的单向信息流改变成双向信息流方式，即跟踪器告诉检测器到哪里去寻找目标，而检测器将所找到的传递给跟踪器。这样，检测器不再是以判决门限不变的 Neyman-Pearson 模式，而是以判决门限随先验概率而变化的 Bayes 模式工作。在这种情形下，传统的概率数据互联滤波器所依赖的假设条件不成立，需要一定的修改，即跟踪算法根据接收数据流中是否包含有可能目标强度信息而需要相应地调整。

## § 2.5 IRST 系统应用前景

随着有关技术问题的突破,性能价格比的进一步提高以及对各种监视设备的广泛市场需求,使得 IRST 系统具有很好的应用前景。

IRST 系统不管在白昼、夜间还是不良天气下都可使用,在军事和民用上有重要价值。在军事方面,IRST 系统用于探测、识别和跟踪潜在的敌方,其所处位置和运动方向,其所持有的武器种类,其发现我方监视平台的可能性,敌方是否已开火或正准备开火以及我方的反击行动是否有效等。陆军的应用范围包括夜间监视、侦察、瞄准、红外对抗、制导和防空等。海军的应用包括海上监视、巡逻、观察、武器瞄准和舰船火控。空军可用于飞机夜间导航、侦察、告警、机载火控系统等。星载 IRST 系统可用于侦察地面、海上目标和导弹发射预警等。

在民事市场上,要完成各种监视任务如港口,贵重物品,库房以及森林区域的监视等指定场景监视应用中,由于其高分辨率、无需扫描和全自动处理等特点,IRST 系统发挥着越来越重要的作用。

## § 2.6 本章小结

本章首先给出了 IRST 系统的组成框图及特点,然后从 IRST 系统历史发展角度出发,讨论了所涉及的基本概念和各组成部分的发展状况。结合具体应用环境分析了其信号处理技术的不足,指出了弥补其不足,发挥其特色的必要性。最后给出了若干中改进策略和具体实施方案。在后续章节将证明本文的改进方案是有效的。

## 第三章 IRST 系统基础理论

### § 3.1 目标与观测模型及系统基本结构

我们假定，传感器按某一周期监视指定的  $m$  维视场  $D^m \subset R^m$ ，其中  $R^m$  为  $m$  维 Euclidean 空间。通过成像子系统的标准预处理后在一周期内(采样时刻)所观察到的就是一帧测量图像：

$$Z(\mathbf{r}, s) = S(\mathbf{r}, s) + B(\mathbf{r}, s) + V(\mathbf{r}, s) \quad (3-1)$$

其中， $\mathbf{r} = (x, y)$  为图像的二维空间坐标， $S(\mathbf{r})$  为目标， $B(\mathbf{r})$  为视场背景(杂波的空间分布)； $V(\mathbf{r})$  为时间和空间上都互不相关的测量噪声； $s$  代表随机样本。

针对图(1.2)中杂波的不同分类情况，我们可以给出不同的观测模型：

对于短时间内变化不大的杂波有：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + B(\mathbf{r}, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3-2)$$

其中， $k$  为离散时间采样点。

对于随时间发生变化的杂波有：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + B(\mathbf{r}, k, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3-3)$$

由于图像传感器有时安装在运动平台上，或即使安装在静止平台上，也可能由于某些干扰导致传感器抖动，传感器的抖动将引起背景和背景抖动。针对这种情况有：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), k, s) + B(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3-4)$$

其中， $\Delta(\mathbf{r}, k)$  为对于参考坐标系，在  $k$  时刻因为传感器的抖动而在像素位置上产生的偏移量。(注意：除了全局运动外，背景自身是不动的)。

更复杂的情况，如在上述条件下，再加上背景自身也随时间发生的情况：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), k, s) + B(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), k, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3-5)$$

以上是在不同环境下图像序列观测模型，还可以有其它形式，观测模型不同，其处理方法也不同。我们在本文中只讨论了前三种模型下的处理

方法。

目标模型可表示为：

$$S(\mathbf{r}, k, s) = \sum_{i=1}^{k_m} A_i(k, s) \mathbf{d}(\mathbf{r} - \mathbf{r}_i, t - k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (3-6)$$

式中， $\mathbf{r} = (x, y)$  为二维空间坐标； $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_0 + \mathbf{v}_i \cdot k$  为在  $k$  时刻第  $i$  个目标的位置， $\mathbf{r}_0(s) = (x_0, y_0)$  为目标起始点坐标， $\mathbf{v}_i(s) = (v_x, v_y)$  为第  $i$  个目标在点  $\mathbf{r}_i$  处的运动速度。 $k_m(s)$  为在  $k$  时刻的未知总目标数； $A_i(k, s)$  为第  $i$  个目标的亮度值。

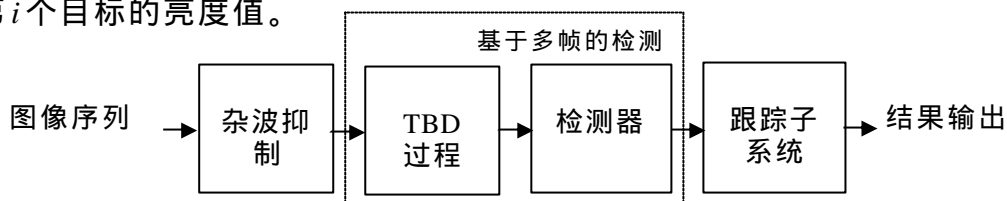


图 3.1 IRST 系统信号处理单元基本构成

下面，针对图 3.1 中的各个子框图进行其关键技术的论述：

## § 3.2 杂波抑制模型研究

通常，检测器是基于信号加噪声模型的。然而，由传感器摄入的图像含有丰富的背景信息，这些背景信息都是高度相关的。由于目标往往都是隐藏在背景及噪声之中，因此直接在含有丰富背景信息的图像中检测微弱点状运动目标几乎是不可能的。所以在进行检测操作以前，我们先去除图像序列中帧内和帧间相关性，即杂波滤除。

可见，去除杂波是目标检测中的重要环节，它是将式(3-1 至 3-5)变成信号加噪声模型，使得二元假设检验成为可能。

总之，杂波抑制中主要有两个基本问题需要解决：一是消除传感器引起的图像抖动，另一是将输入图像序列变换成背景已被消除了的新的图像序列，其中只剩下目标和噪声，噪声至少是独立同分布随机过程。

### 3.2.1 图像抖动校正

为消除全局运动背景，经观察式(3-4 和 3-5)发现，需要估计每一帧图像上每一个像素位置的便移量  $\Delta(\mathbf{r}, k)$ 。这属于直接处理方法，计算量比较大。另一个比较有效而流行的间接方法是通过估计传感器运动参数的估计及补偿来校正图像抖动。这个方法基于以下两个条件：

- i. 图像背景中各点的传感器运动参数相同。
- ii. 图像中目标的运动参数与背景的运动参数显著不同。

由于此方法计算量少，估计精度高等特点已被广泛地采用。本文在第四章也利用此方法，得到了重要的理论分析和实验结果，验证了其有效性。

### 3.2.2 背景估计

令  $Z(\mathbf{r}, k, s)$  为输入的图像序列，则  $Z(\mathbf{r}, k, s)$  视实际情况的不同可表示为上一节(3-1 至 3-5)中的相应的形式。

再令  $\hat{B}(\mathbf{r}, k)$  为对背景图像  $B(\mathbf{r}, k)$  的估计，则变换后的新图像序列为：

$$\tilde{Z}(\mathbf{r}, k) = Z(\mathbf{r}, k) - \hat{B}(\mathbf{r}, k) \quad (3-15)$$

至于如何估计背景，已出现很多方法。可以从不同的角度进行分类：按预测用数据来源的不同可以分为时域估计法，空域估计法和时空估计法等。

按估计器结构的不同可以分为线性和非线性预测等。

以上两类方法的不同组合就可以产生有效抑制不同杂波的新方法。

杂波抑制模型如图(3-2)所示：

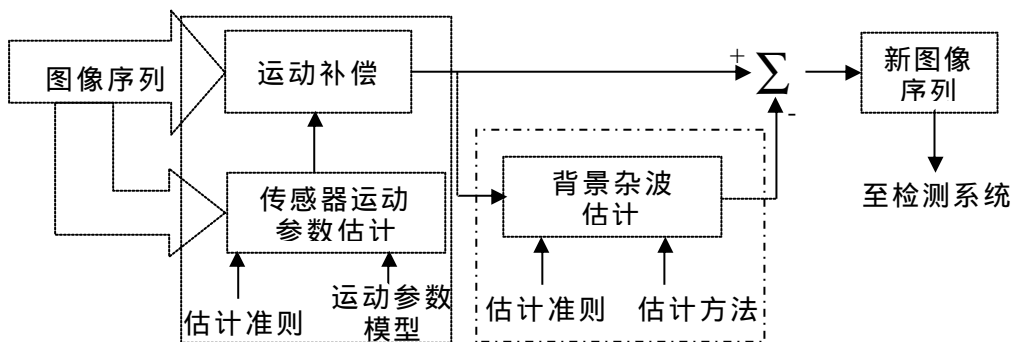


图 3.2 杂波抑制模型

## § 3.3 基于多帧的目标检测系统及其模型研究

实践表明，通过杂波抑制处理后，虽然图像序列的信噪比得到了大幅度提高，但是还不足于检测微弱点状运动目标。

为进一步提高信噪比，为使检测微弱点状运动目标成为可能，在检测器前需要加入 TBD 过程。这样，原来基于单帧的检测器变成了基于多帧

的检测器。

多帧搜索与检测系统的基本任务是从给定的一段三维（二维空间，一维时间）图像空间中，发现目标并给出目标的位置，运动速率，灰度值等基本信息，其模型如图 3.3 所示。

从图 3.3 可见，前一段图像序列中若没有找到目标，则再取下一段图像序列来重复检测过程，直到发现有目标为止。检测系统将可能目标的位置，运动速率，灰度值等基本信息传递给跟踪器，以便进一步确认是否真目标。

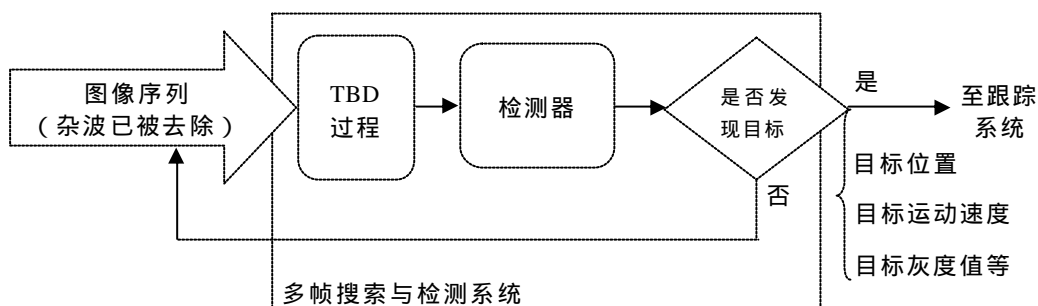


图 3.3 检测系统运作模型

### 3.3.1 TBD 过程理论模型

TBD 过程最基本的任务是利用目标的运动信息来增强目标能量，减少噪声干扰，即提高 SNR。现存在其两种实现思路：一种为直接在时空领域搜索所有可能的目标轨迹，然后在每条轨迹上将目标能量累加的方法；另一种为先将三维图像序列映射到二维投影图像中，在投影图像上搜索目标的所有可能轨迹，然后再在每条轨迹上将目标能量累加的方法。可见，这两种方法的基本不同点就是轨迹搜索领域，前者是三维空间，后者则在二维投影空间。

不失一般性，我们假设经背景杂波抑制后的残留噪声具有零均值、方差为 1 的白高斯特性。如果像素位置上存在目标时，该像素强度被目标强度  $A$  给增强，服从均值为  $A$ 、方差为 1 的白高斯分布。为判断像素  $Y$  的位置上是否存在目标，我们给出两个假设，即

$$H_1: Y = n + A \quad \text{目标存在}$$

$$H_0: Y = n \quad \text{目标不存在} \quad (3-16)$$

根据上述像素统计特性，下面分别给出其检测概率，虚警概率及漏警概率分别为：

$$P_d = \Psi(A - \mathbf{x}) \quad \text{和} \quad P_{fa} = \Psi(-\mathbf{x}) \quad \text{和} \quad P_{miss} = \Psi(\mathbf{x} - A) \quad (3-17)$$

$$\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \int_{-\infty}^h e^{-x^2/2} dx \quad (3-18)$$

其中， $h$  为门限， $\Psi(h)$  为标准高斯分布函数。

通常，目标信噪比  $SNR = A^2$  不足于达到渴望的检测性能。这时，我们只能借助于 TBD 过程来进一步提高信噪比。TBD 过程是利用目标的运动信息来积累分布在连续多帧中的目标能量，即

$$g_n = \sum_{i \in Path} Y_i \quad (3-19)$$

其中， $n$  为众多轨迹的索引值（编号）； $Y_i$  为属于第  $n$  条轨迹的所有像素灰度值。

在高斯白噪声条件下，在假设  $H_1$  和  $H_0$  下，如果参加累加的像素数目为  $M$ ，则  $g_n$  也是高斯的，其分布分别为  $N(MA, \sqrt{M})$  和  $N(0, \sqrt{M})$ 。其检测概率及虚警概率变为：

$$P_d(g_n) = \Psi((MA - \mathbf{x}) / \sqrt{M}) \quad \text{和} \quad P_{fa}(g_n) = \Psi(-\mathbf{x} / \sqrt{M}) \quad (3-20)$$

在理想情况下，我们可以给出信噪比的改善量：

$$SNR_{gain} = \frac{SNR_{out}}{SNR_{in}} = \frac{(MA)^2 / (\sqrt{M})^2}{A^2} = M \text{ (倍)} \quad (3-21)$$

下面，我们对以上两类 TBD 算法进行可能轨迹数目的比较：

令  $Q = w \times h$  为单帧图像中包含的象素点的总个数，则在一组连续的  $K$  帧图像序列中，可能存在的轨迹有  $Q^K$  种。需要对每种可能的轨迹  $g_n$  进行穷举统计判决，因而计算量很大。但从信息论的观点看，因为已考虑了所有可能的轨迹，没有可用信息的丢失，因而其检测性能较高。

为减少计算量，可以将三维图像序列按时间轴映射到二维组合帧图像

上,进行降维处理,然后再在二维组合帧图像上进行可能的目标轨迹搜索,其示意图如图(3.4)所示。

其中,  $j(\cdot)$  为映射算子,不同的映射方法将导致不同的检测性能。投影帧又被称为“组合帧”,与时间无关。目标在三维时空上的轨迹将被映射到二维图像平面上,也就是说在“组合帧”上将留下轨迹段,于是在“组合帧”图像上仍可按先跟踪后检测的思路进行轨迹搜索。在组合帧内,可能存在的轨迹数有  $C_Q^K$  种,因此,通过沿时间轴投影变换后,将需要搜索的目标轨迹由  $Q^K$  种减少到  $C_Q^K$  种,从而大大减少计算量,有利于实时实现。但在映射过程中,将引入一定的信息损失,从而导致检测性能的略微下降。

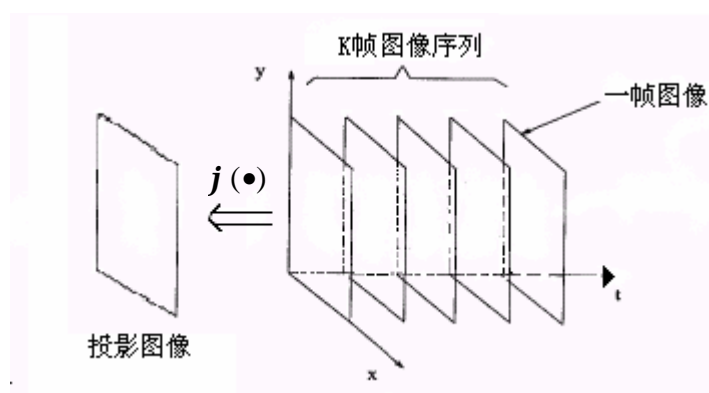


图 3.4 图像序列投影到二维平面的示意图

### 3.3.2 检测理论模型

通过上述 TBD 过程的 SNR 增强功能,我们现在可以对统计量如  $g_n$  进行二元假设检验。

对于一个二元检测问题,观测空间划分成互不相交的两个子空间  $Q_0, Q_1$ , 并称它们为判别空间。对于接收样本(统计量)  $q$ , 考虑二元假设检验问题:

$$\begin{aligned} H_0 : q &\in Q_0 \\ H_1 : q &\in Q_1 \end{aligned} \quad (3-22)$$

对于一个二元假设检验问题会有四种可能的判决结果:

- [1] 实际是  $H_0$  假设为真, 而判断为  $H_0$  假设, 记为  $P(D_0/H_0)$ ;
- [2] 实际是  $H_0$  假设为真, 反判断为  $H_1$  假设, 记为  $P(D_1/H_0)$ ;
- [3] 实际是  $H_1$  假设为真, 反判断为  $H_0$  假设, 记为  $P(D_0/H_1)$ ;



[4] 实际是  $H_1$  假设为真，而判断为  $H_1$  假设，记为  $P(D_1/H_1)$ ；

其中， $P(D_0/H_0)$  和  $P(D_1/H_1)$  为正确判断概率。 $P(D_1/H_0)$  和  $P(D_0/H_1)$  则为错误判断概率，并分别称为第一类和第二类错误概率。

实际应用中，若  $P(D_1/H_0)$  和  $P(D_0/H_1)$  越小，系统检测性能就越好，但是这两者是相互矛盾的，这种矛盾的消除程度取决于判决准则的合理程度，所以选择一个合理的判决准则是非常重要的。

常用的判断准则有：

### 3.3.2.1 最大后验概率 (MAP) 准则

对于上述假设，若

$$P(H_0/q) > P(H_1/q) \quad (3-23)$$

则判为  $H_0$ ；反之则判为  $H_1$ 。

利用 Bayes 公式，我们可以将后验概率表示为：

$$P(H_i/q) = \frac{P(q/H_i)P(H_i)}{\sum_{j=1}^2 P(q/H_j)P(H_j)} \quad (3-24)$$

注意到无论对于  $P(H_0/q)$  还是对于  $P(H_1/q)$ ，上式右边分母项都是相同的，所以

$$\frac{P(H_0/q)}{P(H_1/q)} = \frac{P(q/H_0)}{P(q/H_1)} \cdot \frac{P(H_0)}{P(H_1)} \quad (3-25)$$

于是，式(3-23)可以等价地描述为：

$$l(q) = \frac{P(q/H_1)}{P(q/H_0)} \geq h (= \frac{P(H_0)}{P(H_1)} = \frac{P(H_0)}{1-P(H_0)}) \quad (3-26)$$

其中， $h$  为判决门限， $l(q)$  称为似然比，而这种判断规则称为最大后验概率准则。可见，判决门限与先验概率有关。

### 3.3.2.1 Bayes 准则

若要考虑上述两类错误判断所造成的损失的大小，则可以引出另外一种似然比检验准则：

令代价函数  $C_{i,j}$  为实际是  $H_j$  假设为真而判断为  $H_i$  假设所付出的代价，

则平均代价可以表示为：

$$\bar{C} = \sum C_{i,j} P(D_i / H_j) P(H_j) \quad (3-27)$$

使平均代价最小的准则就是 Bayes 准则。将式(3-27)展开，并考虑以下一般规则，即  $C_{10} > C_{00}$  和  $C_{01} > C_{11}$ ，我们可以得到：

$$l(q) = \frac{P(q / H_1)}{P(q / H_0)} \geq h(= \frac{P(H_0)}{P(H_1)} \cdot \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}}) \quad (3-28)$$

可见，它与 MAP 唯一不同的是，后者的门限仅取决于两种假设的先验概率  $P(H_i)$ ，而前者的门限则不仅与  $P(H_i)$  有关，而且还与代价函数  $C_{i,j}$  有关。

### 3.3.2.2 Neyman-Pearson 准则

对于二元假设检验，存在上述两种检验错误：其一为当假设  $H_0$  实际上正确时而做出拒绝  $H_0$  的错误判断，这一类错误称为“虚警”错误。另一为当假设  $H_1$  实际上正确时而做出拒绝  $H_1$  的错误判断，这一类错误称为“漏警”错误。对于一个检验，犯这两类错误都是不可避免的。而一个好的检验要求犯这两类错误的概率尽量小，但这两类错误往往是相互制约的，第一种错误减小将导致第二种错误增大，反之亦然。

为控制两类错误，Neyman 和 Pearson 提出解决上述问题的方法是首先控制犯第一类错误的概率，即先给定一个数  $\alpha$ ， $0 < \alpha < 1$ ，使第一类错误的概率恒等于  $\alpha$ ，即

$$P(D_1 | H_0) = \alpha \quad (3-28)$$

其中  $P(D_1 | H_0)$  表示在  $H_0$  为真实的情况下而作出接受  $H_1$  的错误概率，又称为“虚警”概率。

在满足式(3-28)的条件下，使检测概率  $P(D_1 | H_1)$  最大，或使“漏警”概率  $P(D_0 | H_1)$  最小，以上策略称为 Neyman-Pearson 准则，简称 N—P 准则。N—P 准则也称为恒虚警概率 (CFAR) 准则，它在指定门限时不需要先验知识  $P(H_i)$  和代价函数，所以在各类目标检测中得到广泛的应用。

### § 3.4 目标跟踪模型研究

多帧检测系统如图(3.3)，一旦检测到目标后，将估计出的目标初始参数如目标位置、运动速度等信息传递给目标跟踪系统。之后启动目标跟踪过程，在跟踪过程中不断的修正并输出目标参数的估计值，若发现目标丢失，则重新返回到检测过程，进行下一轮的目标检测。一个典型的目标检测与跟踪系统的状态转移图如图(3.5)所示。

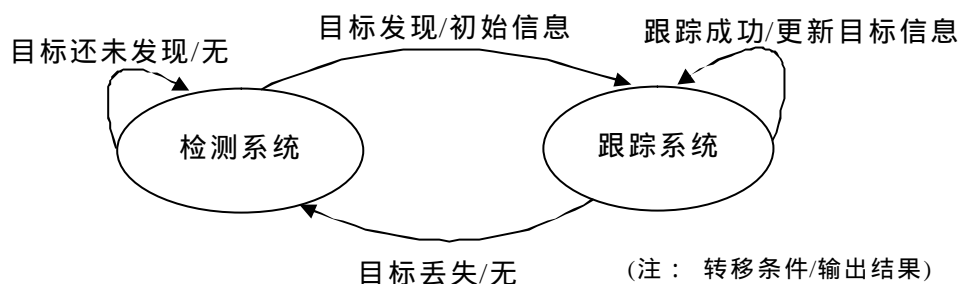


图 3.5 检测与跟踪系统状态转移图

#### 3.4.1 目标跟踪系统状态划分及状态转移图

目标跟踪系统的基本任务是对输入的二维连续图像序列，不断的确认目标，跟踪并给出更新目标信息。

一种典型的跟踪系统结构如图(3.6)所示。

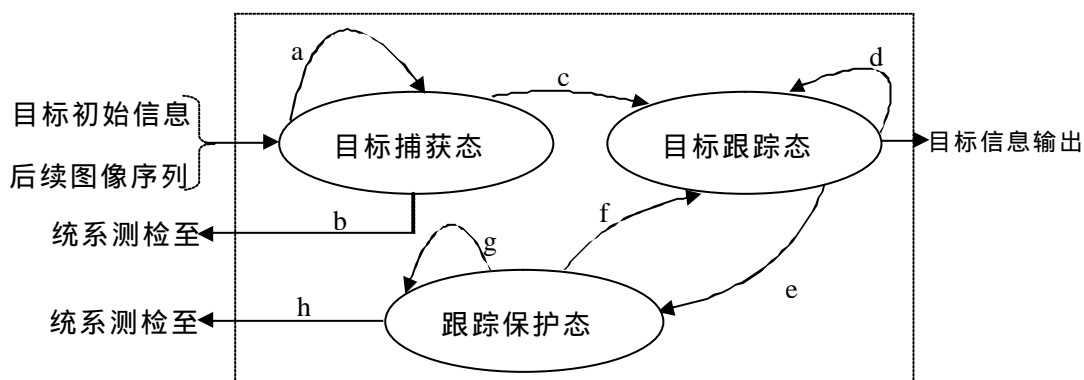


图 3.6 跟踪系统内部状态及其转移图

可见，系统包括三个基本状态：确认是否为真目标的捕获状态、目标

跟踪状态、在短暂丢失时确认是否为真丢失的跟踪保护态等。通过实现各个阶段性状态的任务，系统就可以实现对目标长时间地稳定跟踪。

状态转移条件为：

- a. 没有捕获目标（捕获次数计数值未达到系统设定的最多捕获次数）
- b. 确认为假目标（捕获次数计数值超过系统设定的最多捕获次数）
- c. 捕获成功，即确认为真目标
- d. 成功锁定目标，即目标跟踪成功
- e. 目标丢失（因预测误差大或目标从视场中消失等，而目标跟踪失败）
- f. 目标确认为假丢失（在跟踪保护次数内重新找到目标）
- g. 跟踪保护次数的计数值未达到系统设定的最多跟踪保护次数
- h. 目标确认为真丢失（跟踪保护次数的计数值超过系统设定的最多跟踪保护次数）

#### (1) 目标捕获状态

多帧检测系统发现目标后，将目标初始信息如目标出现的位置、运动速度和目标灰度级等，跟后续图像序列一起传递给跟踪系统。在跟踪系统初始化并启动完成后，进入目标捕获状态。捕获状态的主要任务是确定检测系统发现的目标是否为真实目标。在后续图像序列中搜索和检测指定目标过程可以基于多帧，还可以基于单帧进行。为满足跟踪系统的实时性要求，尽量选用单帧处理方法。根据输入的目标初始信息，后续帧中搜索目标，若在连续几（系统要指定参数）帧或几组图像段中找到具有同样信息的目标，则目标捕获成功，进入目标跟踪状态；否则确认是假目标，返回检测系统重新进行多帧目标搜索与检测。

#### (2) 目标跟踪状态

在本文中，采用一步预测的离散 Kalman 滤波器进行目标跟踪。Kalman 滤波器长期以来一直被认为是解决目标跟踪，数据预测等任务的最佳选择，它实际上是一种叠代最小均方（Recursive Least Square, RLS）滤波技术，具有收敛速度快、运算量小等特点，在实际应用中得到广泛的应用。跟踪状态包含相互关联的三个步骤，分别为预测、测量及数据关联。其工作过程如图(3.7)所示。在预测的目标可能存在的区域内进行时空多帧或单帧检测，对众多检测结果进行数据关联以便确认真实目标。如果，关联误差

不大于系统指定的门限，则更新目标状态，同时预测出目标下一时刻可能的位置。而 Kalman 滤波器的初值由捕获状态给出的目标参数计算得出。

从上图可看出，在跟踪过程中，需要有一个测量过程。由于在前面的跟踪过程中已经含有很多的先验信息，因此这个测量过程只需在跟踪窗（预测位置区域）内进行。通常跟踪窗口面积远小于整个图像空间面积（如对于一个  $256 \times 256$  的图像，跟踪窗可选为  $10 \times 10$ ），而这一点更有利于目标的快速检测。跟踪窗内检测，既可以采用多帧目标检测技术，也可以采用单帧目标检测技术。为了保证跟踪的实时性而且由于在前面的跟踪过程中已获得很多的有用信息，故我们选用了单帧检测技术。

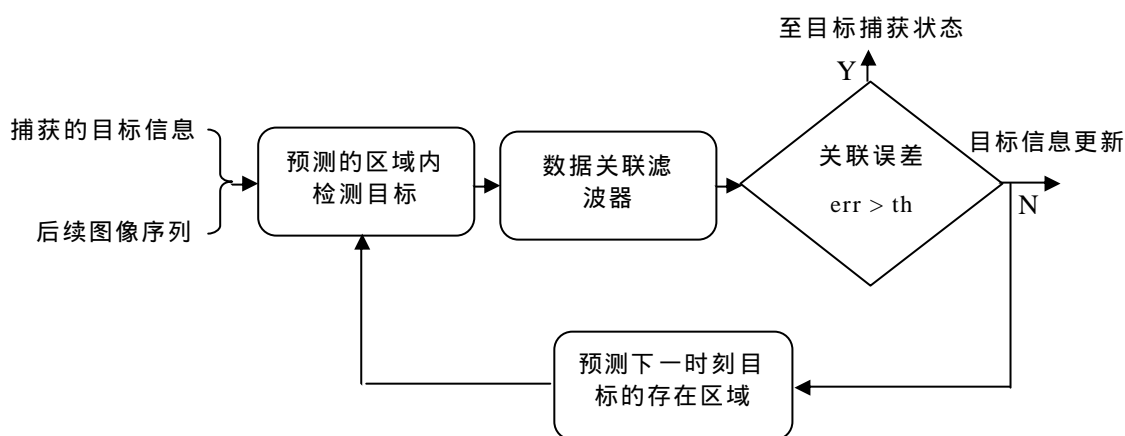


图 3.7 跟踪状态下的相互关联的三个子过程

### (3) 跟踪保护状态

从图(3.7)可见，当数据关联误差大于系统设置的门限时或者其它意外情况下发生丢失目标时，为了保证跟踪的连续性，返回到跟踪保护态，再确认是否真丢失目标。

跟踪保护态的工作过程类似于跟踪状态，它是利用前一正常跟踪到目标数据，在连续几(系统要指定参数)帧或几组图像段内试跟踪目标，若跟踪成功，即确认是假丢失目标，再回到跟踪状态继续跟踪；若跟踪失败，（试跟踪次数超过预先设置的次数），则退回到检测系统，重复上述捕获、跟踪和跟踪保护过程，至到完成目标检测与跟踪任务为止。

#### 3.4.2 数据关联问题

实践表明，在跟踪状态中如图(3.7)，即使图像序列已经过了杂波抑制和 TBD 目标增强过程，但是在跟踪窗内仍会得到不止一个的测量结果如图(3.8)所示。主要原因是很多实际应用中我们并不知道杂波环境的统计特性，目标的运动特性以及目标太小又微弱等。而且经典 Kalman 滤波器在预测目标下一刻的位置时，还要求只有单一测量值。

解决此类问题的方法有二：一是提出更有效的杂波抑制和其它提高信噪比的算法，但其实施周期较长；另一是在现有算法基础上，采用比较成熟的数据关联技术来解决目前的问题。

数据关联的实质是目标识别和分类技术，即从那么多的检测位置和预测位置中识别出最有可能的目标位置，将目标和噪声分离出来。

典型的数据关联技术有 TSF, NNSF, PDAF 等，对其说明已在第一章中给出了。

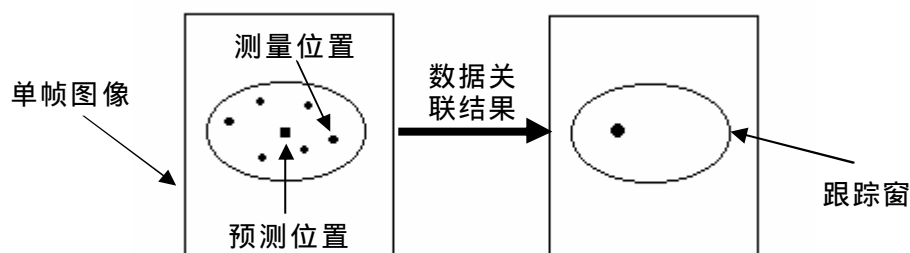


图 3.8 数据关联示意图

### § 3.5 相关概率与统计理论

本节集中介绍本文以后章节所用到的其它一些概率与统计理论。

#### 3.5.1 一些常用概率分布

##### (a) $c^2$ 分布

设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是独立同分布随机变量，而每一个随机变量服从标准正态分布  $N(0,1)$ ，则随机变量  $Y = X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2$  服从自由度为  $n$  的  $c^2$  分布，记为  $c^2(n)$ ，其概率密度为：

$$f_Y(y) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}} \quad y > 0 \quad (3-29)$$

其中  $\Gamma(\frac{n}{2})$  是伽玛函数在  $\frac{n}{2}$  的值。

$c^2$  分布的均值和方差分别为：

$$\begin{aligned} E c^2 &= n \\ \text{var } c^2 &= 2n \end{aligned} \quad (3-30)$$

(b) 非中心  $c^2$  分布

当随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$  均值非零，服从正态分布  $N(m, 1)$  时，随机变量  $Y = X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2$  服从自由度为  $n$ 、非中心参数为  $I$  的非中心  $c^2$  分布，其中  $I = nm^2$ 。其概率密度为：

$$f_Y(y) = \frac{1}{2} \left( \frac{y}{I} \right)^{\frac{n-2}{4}} e^{-\frac{(y+I)}{2}} I_{n/2-1}(\sqrt{Iy}) u(y) \quad (3-31)$$

其中， $I_{n/2-1}(x)$  为第一类  $(n/2-1)$  阶修正贝塞尔函数。

自由度为  $n$ 、非中心参数为  $I$  的非中心  $c^2$  分布的均值和方差分别为  $n + I$ ， $2(n + 2I)$ 。

(c) Beta 分布

参数为  $a$  和  $b$  的 Beta 分布概率密度函数为：

$$\begin{aligned} f_b(x|a, b) &= \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} \quad x \in (0, 1) \\ f_b(x|a, b) &= 0 \quad x \notin (0, 1) \end{aligned} \quad (3-32)$$

如果，随机变量  $X_1$  和  $X_2$  为相互独立，且服从自由度分别为  $v_1$  和  $v_2$  的  $c^2$  分布，则关系式

$$\frac{X_1}{X_1 + X_2} \quad (3-33)$$

服从 Beta 分布，即

$$f_b\left(x \middle| \frac{v_1}{2}, \frac{v_2}{2}\right) \quad (3-34)$$

(d) 设有  $N$  个相互独立，且服从标准正态分布的随机变量  $X_1, \dots, X_N$ ，试求：

$Y_0 = \max\{X_1, \dots, X_N\}$  的概率密度函数  $f_{Y_0}(y)$

若某个常量  $b$  以均等概率添加到  $N$  个随机变量中的某个  $X_i$  上，即  $X_i + b$ ， $i \in [1, N]$ ，再求  $Y_1 = \max\{X_1, \dots, X_i + b, \dots, X_N\}$  的概率密度函数  $f_{Y_1}(y)$ 。

解答：由已知条件，有  $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp(-\frac{x^2}{2})$ 。

首先求概率分布函数  $F_{Y_0}(y)$ ，即

$$F_{Y_0}(y) = P(Y_0 \leq y) = \prod_{i=1}^N P(X_i \leq y) = [\Psi(y)]^N \quad (3-35)$$

$$\text{其中，} \Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \int_{-\infty}^t e^{-x^2/2} dx$$

概率密度函数  $f_{Y_0}(y)$  则通过对式(3-35)求导获得，即

$$f_{Y_0}(y) = N \cdot \Psi(y)^{N-1} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{y^2}{2}} \quad (3-36)$$

首先求概率分布函数  $F_{Y_1}(y)$ ，即

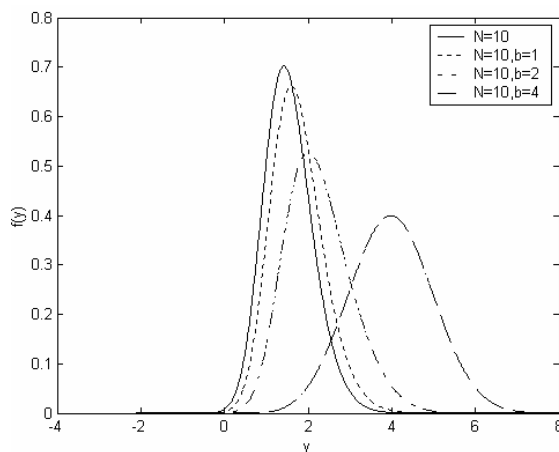
$$F_{Y_1}(y) = P(Y_1 \leq y) = P(X_i + b \leq y) \cdot \prod_{j=1, j \neq i}^N P(X_j \leq y) = \Psi(y-b) \cdot [\Psi(y)]^{N-1} \quad (3-37)$$

概率密度函数  $f_{Y_1}(y)$  则通过对式(3-37)求导获得，即

$$\begin{aligned} f_{Y_1}(y) = & (N-1)[\Psi(y)]^{N-2} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{y^2}{2}} \cdot \Psi(y-b) \\ & + \Psi(y)^{N-1} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{(y-b)^2}{2}} \end{aligned} \quad (3-38)$$

图(3.9)画出了式(4-36)和式(4-38)。可见，随着  $b$  增加， $f_{Y_1}(y)$  趋于  $f_{X_i}(x)$ 。




 图 3.9  $f_{Y_0}(y)$  及  $f_{Y_1}(y)$  之间的关系

### 3.5.2 正态性检验

通常，最优检测器总是假定输入的噪声分布为正态，那么输入的噪声是否服从正态分布是首先需要关注的问题。本文利用 Kendall 秩相关系数统计量  $t_K$  来检验噪声是否服从正态分布。

**Kendall 秩相关系数：**令  $n$  个测量向量  $\mathbf{r}_1 = (x_1, y_1), \dots, \mathbf{r}_n = (x_n, y_n)$  相互独立，对于  $1 \leq i < j < n$  计算，

$$g(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x_i - x_j)(y_i - y_j) > 0 \text{ (符合秩序)} \\ -1 & \text{otherwise (不符合秩序)} \end{cases} \quad (3-39)$$

则 Kendall 秩相关系数  $t$  定义为：

$$t(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n g(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) \quad (3-40)$$

在假设  $H_0$ ： $X$  和  $Y$  相互独立下，标准化的 Kendall 秩相关系数统计量  $t^*$  具有渐近标准正态特性，即

$$t^* = \left[ \frac{9n(n-1)}{2(2n+5)} \right]^2 \cdot t \sim N(0,1) \quad (3-41)$$

检验步骤：

Step1. 取要检验的图像数据，以矩阵  $\mathbf{R}$  表示，图像大小为  $n \times n$ 。

Step2. 对于  $\mathbf{R}$  的所有列对或者行对，计算标准化的 Kendall 秩相关系数统计量  $t^*(Col_i, Col_j)$  或者  $t^*(Row_i, Row_j)$ ，其中  $i = 1, \dots, n-1$ ， $j = i+1, \dots, n$ 。总共有  $M = (n-1)n/2$  个系数。

Step3. 计算均值，划出经验密度函数并与标准正态密度进行比较。

$$m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n t_K(Col_i, Col_j) \quad \text{或} \quad m = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n t_K(Row_i, Row_j)$$

### 3.5.3 独立性检验

为适应后续的检测算法，通常要求输入的噪声是不相关的，也就是说输入的噪声是白噪声。前面我们介绍了正态性检验原理，本节将介绍噪声的白化程度的检验原理。本文利用 Friedman 统计量  $S_F$  来检验噪声的互不相关性。

Friedman 统计量  $S_F$ ：令  $\mathbf{X} = (x_{i,j})$  一个随机矩阵， $i = 1, \dots, n$ ， $j = 1, \dots, k$ ，则，

a) 在每行  $i$  内，将测量值从小到大排序。令  $r_{ij}$  为  $x_{ij}$  在排序  $x_{i1}, \dots, x_{ik}$  中的秩。

$$\text{b) 定义 } R_j = \sum_i r_{ij} \quad , \quad \hat{R}_j = \frac{R_j}{n} \quad \text{和} \quad R = \frac{1}{kn} \sum_{i,j} r_{ij} = \frac{k+1}{2}$$

则在假设  $H_0$ ：列向量  $\mathbf{X}_j = (x_{1j}, \dots, x_{nj})$  相互独立， $j = 1, \dots, k$  下，有  $\hat{R}_j \approx R$

c) 计算 Friedman 统计量  $S_F$  的公式：

$$S_F = \frac{12n}{k(n+1)} \sum_{j=1}^k (\hat{R}_j - R)^2 = \frac{12n}{nk(k+1)} \sum_{j=1}^k R_j^2 - 3n(k+1) \quad (3-42)$$

如果， $H_0$  为真，则当  $n \rightarrow \infty$  时，统计量  $S_F$  服从自由度为  $k-1$  的  $\chi^2$  分布。

检验步骤：

Step1. 取需要检验的图像数据，以矩阵  $\mathbf{X}$  表示，图像大小为  $n \times k$ 。

Step2. 对于  $\mathbf{X}$  的所有列集或其子集，选取所有行集或其子集计算 Friedman 统计量  $S_F$  及其上侧分位数  $\alpha = P(\chi_a^2(df) \geq S_F)$ ， $df$  为自由度。

Step3. 准备同样尺寸标准的白噪声矩阵，在步骤二中相同的条件

下，计算 Friedman 统计量  $S_F$  及其上侧分位数。将 Step2. 中的实验结果与 Step3 中的标准结果相比较，最后得到结论。

#### 3.5.4 同时统计推断论 (Simultaneous Statistical Inference)

**引理 1.** 对给定的向量  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^d$  和实数  $m$ ，存在以下关系式

$$\mathbf{a}^t \mathbf{y} \leq m \cdot \|\mathbf{a}\|, \quad \mathbf{a} \in \mathbb{R}^d \quad (3-43)$$

当且仅当，

$$\mathbf{y}^t \mathbf{y} \leq m^2 \quad (3-44)$$

证明：利用 Cauchy-Schwartz 不等式，就可以得到上述结论。

**引理 2.** 令  $\mathbf{A}$  是行为标准正交的  $k \times d$  的矩阵， $\mathbf{X}$  是均值为零，协方差为  $\mathbf{I}_d$  的高斯随机向量，则

$$Z = (\mathbf{A} \cdot \mathbf{X})^t \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{X} \quad (3-45)$$

服从自由度为  $k$  的  $\chi^2$  分布。

证明：我们可以将式 (3-35) 写成，

$$Z = (\mathbf{A} \cdot \mathbf{X})^t \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{X} = \sum_{i=1}^k \mathbf{I}_i^2 \cdot \mathbf{Y}_i^2, \text{ 其中 } \mathbf{I}_i \text{ 为 } \mathbf{A} \text{ 的特征值, } \mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i \text{ 为相}$$

互独立的标准高斯随机变量。

又因为， $\text{rank}(\mathbf{A}) = k$  且  $\mathbf{A}$  的行是标准正交的，故  $\mathbf{I}_i = 1$ 。最后得到的是随机变量  $Z$  就等于  $k$  个标准高斯随机变量的平方和。

#### 3.5.5 经验概率密度函数 (Empirical Probability Density Function)

在进行随机变量的正态性检验时，需要估计其经验概率密度函数。本文介绍 Parzen 的估计法【RB.1】：

$$\hat{f}_X(x) = f_{X/X_1, \dots, X_n}(x/x_1, \dots, x_n) \stackrel{\Delta}{=} \frac{1}{nh(n)} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{x - x_i}{h(n)}\right) \quad (3-46)$$

式中， $n$  为估计用样本数目； $g(y)$  为加权函数； $h(n)$  为平滑参数。

为使  $\hat{f}_X(x)$  有效，必须有：

$$h(n) > 0, \quad g(y) \geq 0 \quad \text{和} \quad \int_{-\infty}^{\infty} g(y) dy = 1 \quad (3-47)$$

实际应用中，满足上述条件的  $g(y)$  和  $h(n)$  可能很多。若其取值选择不

当，则会影响估计精度。推荐使用的  $g(y)$  和  $h(n)$  为：

$$g(y) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right) \quad (3-48)$$

$$h(n) = \frac{1}{\sqrt{n}} \quad (3-49)$$

### 3.5.6 信噪比定义 (The Definition of Signal to Noise Ratio)

经背景杂波抑制成功后，二维数字图像由残留噪声和目标构成，而目标总是隐藏在噪声中。参照文献【TD.5】中的定义，将（幅度）信噪比定义为：

$$SNR = \frac{S}{s} \quad (3-50)$$

其中， $S$  为目标信号平均亮度值， $s$  为噪声标准方差。为了观看在不同信噪比情况下的视觉效果，我们制作了尺寸为  $65 \times 65$  的高斯噪声图像，在图像中心位置插入尺寸为  $1 \times 1$  的目标，其亮度值由所要求的 SNR 和目标邻域噪声方差  $s$ ，即  $S = SNR \cdot s$ 。其结果如图(3-10a ~ f)所示。

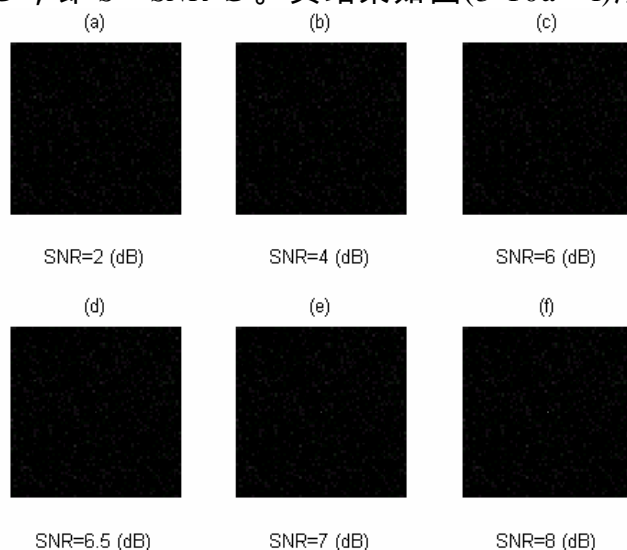


图 3.10 在不同信噪比下的视觉效果

## § 3.6 小结

本章讨论了IRST系统所涉及的关键理论基础。内容包括信号与观测模型，杂波抑制、目标检测及目标跟踪理论及其模型研究；与后续章节中的技术相关的概率与统计基础理论等。

## 第四章 背景抖动估计与补偿技术研究

由于目标通常很微弱而且尺寸小(几个像素),所以开发出行之有效的杂波抑制和目标增强技术在现代IRST系统中占有关键地位。为满足技术要求,先进的杂波抑制技术应该提供大于30 dB的信噪比改善量【CR.10】。

但是,LOS(视线)的不确定性和因颤动而发生的其不规则变化是一个限制红外传感器和其它可见光传感器性能的主要因素。这个不可磨灭的因素在成像后的图像中将导致平移,旋转和视差畸变等后果。这样:

- 原来在时间上,相对平稳的杂波变成不规则、不平稳的杂波。
- 在传感器坐标系中估计出的目标位置以未知且变化着的时间位移量偏离目标真坐标。

可见,在进行杂波抑制前,首先要估计和补偿传感器的抖动。抖动补偿后,为提高信噪比,我们才不仅能够有效地进行空域滤波,而且还可以进行时域滤波。在这种情况下,将杂波可以抑制到只剩下传感器噪声的程度。

传统的利用机械或电子设备来使传感器平稳的方法,其成本很高而且不很有效,故一般不使用这种方法。而目前常用的方法都基于以下考虑:

因为成像后的图像序列本身就含有关于当前传感器坐标系的非常有价值的信息,所以利用这些信息来进行传感器的抖动估计并补偿。实践表明,这种技术路线是可行的。

通常,在短时间内,因背景杂波的相关性强(变化慢),我们可以认为在这一时间段内保持不变。这样,在这一时间段内所发生的变动是由传感器的抖动引起的。在这种情形下,我们可以给出含有点状目标的图像序列模型为式(3-4)所示,为了方便我们再写一边:

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), k, s) + B(\mathbf{r} + \Delta(\mathbf{r}, k), s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (4-1)$$

本章的任务是估计  $\Delta(\mathbf{r}, k)$ , 并得到如下补偿后的图像序列:

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + B(\mathbf{r}, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad (4-2)$$

图像全局运动估计与补偿模型如图 4.1 所示。

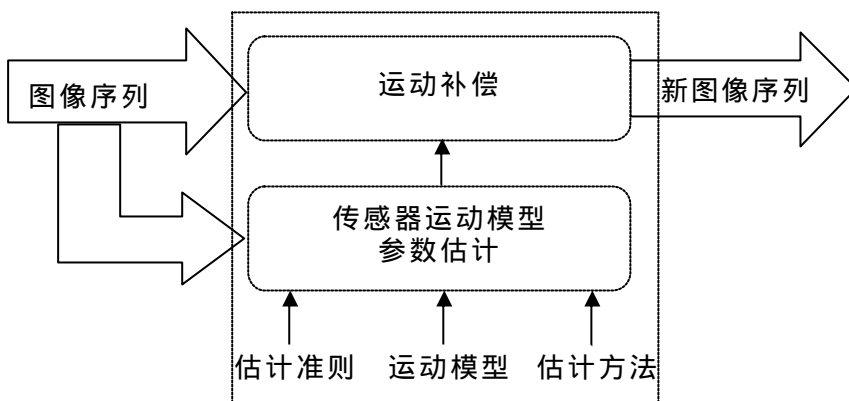


图 4.1 图像全局运动估计与补偿模型

本章内容安排如下：第一节为传感器运动模型参数估计技术，第二节介绍常用运动补偿技术，第三节为实验结果与分析，第三节为小结。

## § 4.1 传感器运动模型参数估计

### 4.1.1 问题的提出

对于背景抖动的校正处理，关键在于估计图像各像素点的随机位移量  $\Delta(\mathbf{r}, k)$ 。显然，针对每一个点要估计那些位移量，计算量实在很大。但是，探究产生背景抖动的根源，不外乎是传感器的抖动引起的。如果能够把传感器众多可能的运动用参数化的运动模型来表示，则由于各像素点都在同一摄像机参数模型下运动的，所以一旦求到了那些参数就可以估计所有点的  $\Delta(\mathbf{r}, k)$  量。同时，由于传感器运动模型参数的求解比较简单，计算量少，从而提高背景抖动估计与补偿的实时性。

### 4.1.2 运动参数模型

传感器运动模型可对目标的三维运动进行更好地描述。典型的运动参数模型为：

假设在时刻  $t_k$  成像刚体的某一点的坐标为  $(X, Y, Z)$ ，在时刻  $t_{k+1}$  该点运动到  $(X', Y', Z')$ ，这一运动可用描述旋转的矩阵  $\mathbf{R}$  和表示平移的矢量  $\mathbf{T}$  来合成：

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \mathbf{T} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

而在成像平面上，相应的点从时刻  $t_k$  的坐标  $(x, y)$  变化为时刻  $t_{k+1}$  的坐标  $(x', y')$ ，而如何从相邻两帧的图像估计出相应点坐标变换的关系是解决问题的关键。典型的模型有【CR.29/30/31/32/35】：

(a) 仿射六参数运动模型

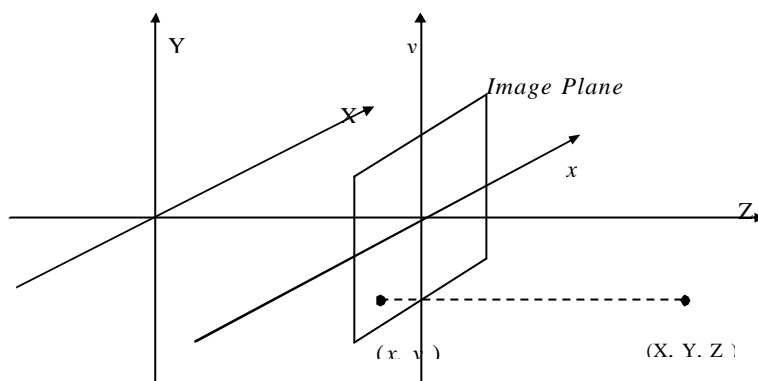


图 4.2 六参数运动模型

因为是平行投影，故在成像平面中的二维目标点坐标  $(x, y)$  与目标三维点坐标  $(X, Y, Z)$  的关系为：

$$(x, y) = (X, Y) \quad (x', y') = (X', Y') \quad (4-4)$$

由式(4-3)、(4-4)可得：

$$\begin{cases} x' = r_{11}x + r_{12}y + (r_{13}Z + t_x) \\ y' = r_{21}x + r_{22}y + (r_{23}Z + t_y) \end{cases} \quad (4-5)$$

利用从时刻  $t_k$  到时刻  $t_{k+1}$  之间的坐标位移量进一步可表示为：

$$\begin{cases} x' - x = p(x, y) = a + bx + cy \\ y' - y = q(x, y) = d + ex + fy \end{cases} \quad (4-6)$$

其中， $a = r_{13}Z + t_x$ ， $b = r_{11} - 1$ ， $c = r_{12}$ ， $d = r_{23}Z + t_y$ ， $e = r_{21}$ ， $f = r_{22} - 1$

(b) 透视投影八参数运动模型【CR.35】

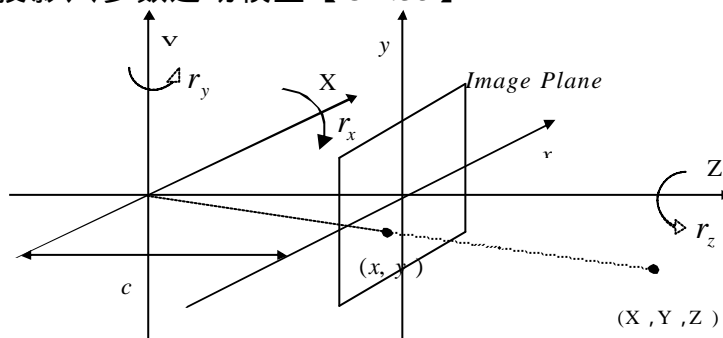


图 4.3 八参数运动模型

由于透视投影，在成像平面中的二维目标点坐标  $(x, y)$  与目标三维点坐标  $(X, Y, Z)$  的关系为：

$$(x, y) = (c \cdot \frac{X}{Z}, c \cdot \frac{Y}{Z}) \quad (x', y') = (c \cdot \frac{X'}{Z'}, c \cdot \frac{Y'}{Z'}) \quad (4-7)$$

由式(4-3)、(4-7)可得：

$$\begin{cases} x' = c \cdot \frac{r_{11}X + r_{12}Y + r_{13}Z + t_x}{r_{31}X + r_{32}Y + r_{33}Z + t_z} \\ y' = c \cdot \frac{r_{21}X + r_{22}Y + r_{23}Z + t_y}{r_{31}X + r_{32}Y + r_{33}Z + t_z} \end{cases} \quad (4-8)$$

令常数  $c=1$ ，用  $Z$  去除分子、分母，有：

$$\begin{cases} x' = \frac{r_{11}x + r_{12}y + r_{13} + t_x/Z}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33} + t_z/Z} \\ y' = \frac{r_{21}x + r_{22}y + r_{23} + t_y/Z}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33} + t_z/Z} \end{cases} \quad (4-9)$$

利用从时刻  $t_k$  到时刻  $t_{k+1}$  之间的坐标位移量，将上式进一步可表示为：

$$\begin{cases} x' - x = p(x, y) = \frac{(r_{11} - r_{33} - t_z/Z)x - r_{32}xy + r_{31}x^2 + (r_{13} + t_x/Z)}{r_{31}x + r_{32}y + (r_{33} + t_z/Z)} \\ y' - y = q(x, y) = \frac{(r_{22} - r_{33} - t_z/Z)y + r_{31}xy + r_{32}y^2 + (r_{23} + t_y/Z)}{r_{31}x + r_{32}y + (r_{33} + t_z/Z)} \end{cases} \quad (4-10)$$

对于取值小的旋转参数，可以将式(4-3)中的旋转矩阵  $\mathbf{R}$  近似表示为：

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -r_z & r_y \\ r_z & 1 & -r_x \\ -r_y & r_x & 1 \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

其中，参数物理意义如图(4.3)上所示。这时，式(4-10)变为：

$$\begin{cases} x' - x = p(x, y) = \frac{-r_xxy + r_y(1 + x^2) - r_zx + (t_x - t_zx)/Z}{1 - r_yx + r_xy + t_z/Z} \\ y' - y = q(x, y) = \frac{-r_x(1 + y^2) + r_yxy + r_zx + (t_y - t_zy)/Z}{1 - r_yx + r_xy + t_z/Z} \end{cases} \quad (4-12)$$

当  $|t_z/Z| \ll 1$  和传感器视场不是非常宽时，由于  $1 - r_yx + r_xy + t_z/Z \cong 1$ ，可以将式(4-12)近似写成：



$$\begin{cases} x' - x = p(x, y) = -r_x xy + r_y(1 + x^2) - r_z y + (t_x - t_z x)/Z \\ y' - y = q(x, y) = -r_x(1 + y^2) + r_y xy + r_z x + (t_y - t_z y)/Z \end{cases} \quad (4-13)$$

再考虑二维图像空间中的光流场是由三维观察空间中平面的刚体运动所引起的。此平面可以由以下方程表示：

$$k_x X + k_y Y + k_z Z = 1 \quad (4-14)$$

式中，系数  $k_x$ ， $k_y$  和  $k_z$  除了不同时等于零外，可以取任意实数。利用关系式(4-7)，得：

$$1/Z = k_x x + k_y y + k_z \quad (4-15)$$

再将式(4-15)代入式(4-13)并整理后，得到传感器八参数运动模型：

$$\begin{cases} x' - x = p(x, y) = a + bx + cy + gx^2 + hxy \\ y' - y = q(x, y) = d + ex + fy + gxy + hy^2 \end{cases} \quad (4-16)$$

其中：

$$\begin{aligned} a &= r_y + k_z t_x, & b &= k_x t_x - k_z t_z, & c &= -r_z + k_y t_x, \\ d &= -r_x + k_z t_y, & e &= r_z + k_x t_y, & f &= k_y t_y - k_z t_z, \\ g &= r_y - k_x t_z, & h &= -r_x - k_y t_z \end{aligned}$$

这样成像平面中刚体成像的坐标变换就取决于八个参数：

$$[a, b, c, d, e, f, g, h]$$

其中，八参数模型较好地满足实际需要，而被广泛使用。

#### 4.1.3 估计方法

本节讨论如何从二维运动场计算三维速度场。运动场是将三维速度场向图像平面上投影的结果。而光流计算是一种常用的运动场估计方法。运动模型不同，则要估计的运动参数也不同。在估计运动模型参数时，我们采用了基于光流计算的回归技术。

对于给定的前后两帧图像，在某种运动模型下，假定像素亮度保持不变：

$$I(x + p(x, y, t), y + q(x, y, t), t + 1) = I(x, y, t) \quad (4-17)$$

式中， $p(x, y, t), q(x, y, t)$  为在  $t$  和  $t+1$  时刻之间在  $(x, y)$  位置上由某种运动所引起的位移量。

将上式的左边在  $(x, y, t)$  上用 Taylor 级数展开，忽略高阶项后，有：

$$I(x + p, y + q, t + 1) = I(x, y, t) + I_x p + I_y q + I_t \quad (4-18)$$

$$\text{式中, } I_x = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t},$$

$$p = p(x, y, t), q = q(x, y, t)$$

从式(4-17)和(4-18)中, 我们得到著名的光流约束(OFC)方程:

$$I_x p + I_y q + I_t = 0 \quad (4-19)$$

因为 OFC 方程 (式(4-19)) 是在慢速图像全局运动情况下才有效。为了解决快速图像全局运动, 可以采用文献【CR.46】提出的修改 OFC 方程的办法。但我们采取了另一种称为层次化处理的方法, 即首先将前后原始图像用亚采样的办法划分成具有金字塔式分辨率的多个子图像, 使得每一个子图像运动相对小些, 然后在每一个子图像中估计出运动模型参数。原图像的运动参数通过计算所有子图像运动参数加权和获得。其步骤如下:

1. 从原图像中抽取具有金字塔式分辨率的多个子图像: 在确定某一亚采样点的灰度值时, 由于局部灰度值相关性较强, 用其邻域加权求和的办法如式(4-20)。其中,  $M$  为邻域窗口尺寸, 一般为奇数。式中可见, 在采样点邻域对灰度值进行平滑后, 上一层图像分辨率减半处理, 如图(4.4)所示。其中,  $M = 5$ ,  $a = (0.0884, 0.3536, 0.5303, 0.3536, 0.0884)$ ,  $w(m, n) = a^T \cdot a$ 。

$$Z^i(x, y, k) = \sum_{m=-\frac{M-1}{2}}^{\frac{M-1}{2}} \sum_{n=-\frac{M-1}{2}}^{\frac{M-1}{2}} w(m, n) Z^{i-1}(2x+m, 2y+n, k) \quad (4-20)$$

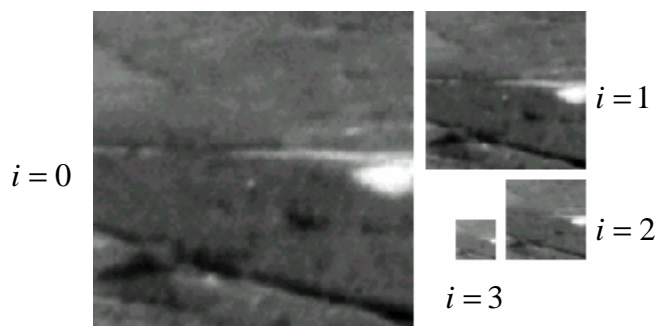


图 4.4 金字塔式子图像抽取

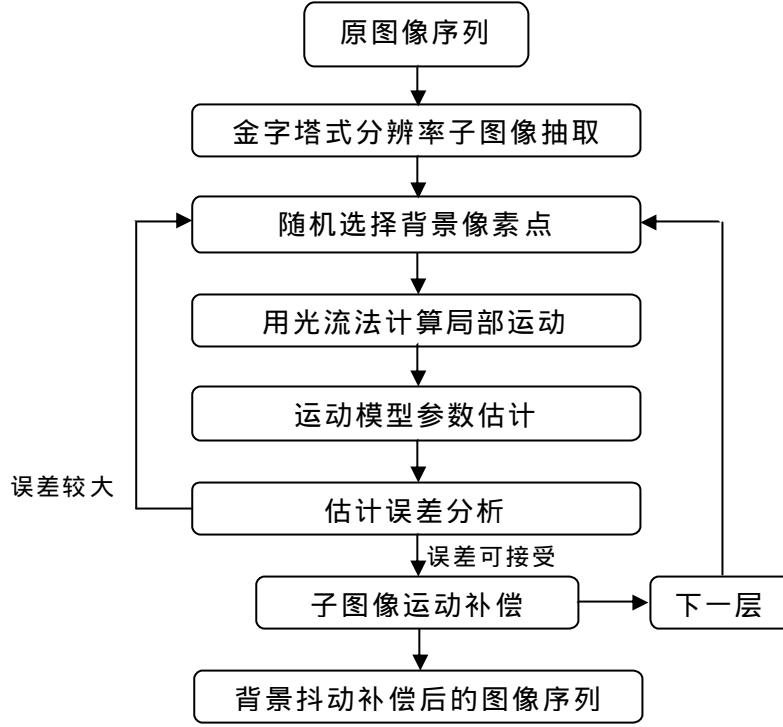


图 4.5 具有层次结构的运动模型参数估计与补偿功能框图

从最小分辨率的子图像  $Z^i(\bullet)$  开始估计运动模型参数，记为  $\mathbf{X}_{est}^i$ 。当采样间隔  $(\Delta x, \Delta y) = (2, 2)$  时，上下层之间的运动模型参数数值关系如下：（八参数模型）

$$\hat{\mathbf{X}}_{est}^{i-1}(a, d) = 2 \cdot \hat{\mathbf{X}}_{est}^i(a, d)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{est}^{i-1}(b, c, e, f) = \hat{\mathbf{X}}_{est}^i(b, c, e, f)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{est}^{i-1}(g, h) = \hat{\mathbf{X}}_{est}^i(g, h) / 2$$

2. 图像运动校正：利用子图像中估计出的运动模型参数，在  $k+1$  时刻的帧相应子图像上进行运动校正。校正后的图像记为：

$$Z_w^i(x, y, k+1) = Z^i(x + p(x, y), y + q(x, y), k+1)$$

3. 将补偿后的子图像作为基准，实际子图像作为校准对象，再估计运动模型的残留参数，记为  $\mathbf{X}_{res}^i$ 。将第  $i$  层的模型参数  $\mathbf{X}^i = \mathbf{X}_{est}^i + \mathbf{X}_{res}^i$  传递给分辨率较高的第  $i-1$  层，然后重复步骤 1, 2, 3, 4 直到计算出原图像运动模型参数为止。

本文所采用的传感器运动模型参数估计与补偿技术功能框图如图(4.5)所示。

#### 4.1.4 估计准则及参数求解法

在计算光流场时，由于噪声及随机位移量的影响，无法准确找到相邻两帧图像中对应点（ $I_x p + I_y q + I_t \neq 0$ ），所以需要选取很多点来保证其估计精度。在  $t$  时刻的图像区域  $R$  中随机选取  $n$  点，定义误差函数为：

$$Err^t(p, q) = \sum_{(x, y) \in R} (I_x p + I_y q + I_t)^2 \quad (4-21)$$

可见，这是典型的最小二乘估计问题。这样，对于给定的运动模型，图像全局运动的估计问题变成了利用运动模型参数使  $Err(p, q)$  最小化的问题。

在假定的运动模型  $p, q$  下，计算其参数使估计误差  $Err(p, q)$  最小：

1. 平移模型(两参数模型)：

$$\begin{cases} p = u \\ q = v \end{cases} \quad (4-22)$$

令  $\begin{cases} \frac{\partial Err(p, q)}{\partial u} = 0 \\ \frac{\partial Err(p, q)}{\partial v} = 0 \end{cases}$ ，分别求出使  $Err(p, q)$  最小的参数  $u, v$  的值。

2. 仿射模型(六参数模型)：

$$\begin{cases} p = a + bx + cy \\ q = d + ex + fy \end{cases} \quad (4-23)$$

它能表示传感器的扫描、变焦和旋转等运动。这些参数的求法与平移模型参数的求法是相同的，只是方程数目变为六个。

3. 透视投影模型(八参数模型)：

$$\begin{cases} p = a + bx + cy + gx^2 + hxy \\ q = d + ex + fy + gxy + hy^2 \end{cases} \quad (4-24)$$

在传感器和视场之间的距离很远的场合，我们可以将视场视为刚体平面，经投影后，在成像平面中的运动服从上述八参数模型。这种模型能够表示传感器的复杂运动包括扫描、变焦和旋转以及它们的任意组合等。这些参数的求法与平移模型参数的求法是相同的，只是方程数目变为八个。

随着参数数目的增多，利用上述直接求导法，很难得到较清晰的解析式而且其求解过程很繁杂。下面，我们利用数值代数学来，给出上述常用运动模型参数在最小二乘估计意义下的通用解法：

将式(4-22)代入式(4-19)中，并整理后有：(对所选取的一个像素)

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = b \quad (4-25)$$

式中， $\mathbf{A} = (I_x, I_y)$ ， $\mathbf{X} = (u, v)^T$ ， $b = -I_t$ 。

在最小二乘 (Least Square) 估计意义下 (式(4-21))，根据定理【RB.12/23】，存在  $\hat{\mathbf{X}} \in \mathbf{X}_{LS}$ ，满足：(对于某一区域中所选的  $n$  个像素)

$$\mathbf{A}_n^T \mathbf{A}_n \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{A}_n^T \mathbf{b}_n \quad (4-26)$$

其中， $\hat{\mathbf{X}}$  为参数列向量， $\mathbf{A}_n$  为矩阵，在不同的运动模型下其不同的表达式有：

对于两参数模型：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_n &= [\mathbf{I}(\mathbf{r}_1), \dots, \mathbf{I}(\mathbf{r}_n)]^T, \\ \mathbf{I}(\mathbf{r}_i) &= (I_{x_i}, I_{y_i})^T, \\ \hat{\mathbf{X}} &= (u, v)^T, \\ \mathbf{b}_n &= -[I_t(\mathbf{r}_1), I_t(\mathbf{r}_2), \dots, I_t(\mathbf{r}_n)]^T, \\ \mathbf{r}_i &= (x_i, y_i) \in R, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n. \end{aligned}$$

对于六参数模型：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_n &= [\mathbf{I}(\mathbf{r}_1), \dots, \mathbf{I}(\mathbf{r}_n)]^T, \\ \mathbf{I}(\mathbf{r}_i) &= (I_{x_i}, x_i I_{x_i}, y_i I_{x_i}, I_{y_i}, x_i I_{y_i}, y_i I_{y_i})^T, \\ \hat{\mathbf{X}} &= (a, b, c, d, e, f)^T, \\ \mathbf{b}_n &= -[I_t(\mathbf{r}_1), I_t(\mathbf{r}_2), \dots, I_t(\mathbf{r}_n)]^T \end{aligned}$$

对于八参数模型：

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_n &= [\mathbf{I}(\mathbf{r}_1), \dots, \mathbf{I}(\mathbf{r}_n)]^T, \\ \mathbf{I}(\mathbf{r}_i) &= [I_{x_i}, x_i I_{x_i}, y_i I_{x_i}, I_{y_i}, x_i I_{y_i}, y_i I_{y_i}, (x_i^2 I_{x_i} + x_i y_i I_{y_i}), (x_i y_i I_{x_i} + y_i^2 I_{y_i})]^T, \\ \hat{\mathbf{X}} &= (a, b, c, d, e, f, g, h)^T, \\ \mathbf{b}_n &= -[I_t(\mathbf{r}_1), I_t(\mathbf{r}_2), \dots, I_t(\mathbf{r}_n)]^T. \end{aligned}$$

这样，可以给出模型参数的统一求解表达式为：

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}_n^T \mathbf{A}_n)^{-1} \mathbf{A}_n^T \mathbf{b}_n \quad (4-27)$$

#### 4.1.5 鲁棒估计技术

在上一小节中，当估计运动模型参数时，参与估计过程的  $n$  个像素是随机选择的。这样，目标点也很有可能参与此过程。因为目标本身在运动，所以目标和背景的运动速度是不同的。在进行估计时，希望目标点不参加运动模型参数的估计，但是由于上述原因，这是不可避免的。这将导致较大的估计误差，使最小二乘估计发生偏离：

$$\sum_i r_i^2, \quad r_i = A_i^T \mathbf{X} - b, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (4-28)$$

另外，还有其它因素如所选  $n$  个像素的灰度值较均匀，图像运动校正出现的偏差等都引起较大的估计误差。为了减少这些奇异点对估计误差的影响，需要采用鲁棒的估计器。所谓鲁棒估计是指即使在  $r_i$  中出现上述多种奇异值，也仍能使估计误差最小的估计。

实际应用中，估计误差  $r_i$  的分布特性往往是未知的，所以我们无法利用经典估计器如最小均方误差估计，最大后验估计等。

再观察式(4-28)，可以发现使这个最小二乘估计发生偏离的无非是那些奇异误差。如果能够将产生奇异误差的根源排除掉，是否可以保证最小二乘估计的无偏性呢？实践表明，答案是肯定的。那么，现在的问题是如何去除那些奇异误差？

本文中，采用了一种迭代排除法，其步骤如下：

1. 为了便于比较，对估计误差随机量  $r_i$  进行标准化处理，即：

$$d_{i,k} = \frac{r_i - \bar{r}_k}{s_k}, \quad s_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}, \quad \bar{r}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i, \quad k \text{ 为迭代次数}$$

2. 定义一种加权估计误差，使其最小：

$$\sum_i w(d_{i,k}) \cdot |d_{i,k}| \rightarrow \text{最小} \quad (4-29)$$

其中  $w(d_{i,k})$  为加权函数。不难发现，它应满足以下几个条件：

- 对于  $d_{i,k} = 0$ ，应有  $w(d_{i,k}) = 1$ 。
- $w(d_{i,k})$  应是  $|d_{i,k}|$  的单调下降函数。
- 为了减少奇异值的影响，应有  $\lim_{d_{i,k} \rightarrow \infty} w(d_{i,k}) = 0$
- 为了成功地排除可能的奇异值，应有  $w(d_{i,k}) = 0, \quad |d_{i,k}| > h$

满足上述条件的函数可能很多。我们选用了以下函数：

$$w(x) = \begin{cases} \frac{1}{(1+\frac{x}{2})^3} & |x| \leq h \\ 0 & |x| > h \end{cases}, \text{一般 } h > 3s \quad (4-30)$$

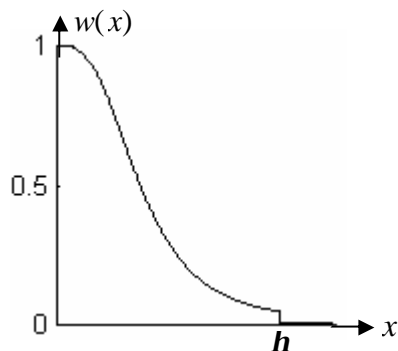


图 4.6 加权函数

3. 根据  $d_{i,k}$ ，在每次迭代中，分配不同的加权系数  $w(d_{i,k})$ 。然后，将使  $w(d_{i,k}) = 0$  的奇异误差对应的参与估计模型参数的像素排除，再随机选另一些像素作为补充。（在排除坏点后，可以不补充，但是考虑到估计精度，我们采取了排除后补充措施。）
4. 如果全部可能的奇异点被排除了，则结束估计误差测试。否则返回到第一步，重复上述过程。

## § 4.2 运动补偿技术

传感器运动模型参数估计出来后，以前一帧为基准，对后一帧背景抖动进行校正。具体实现时，通常  $x + p(x, y), y + q(x, y)$  的值不是整数，无法知道其亮度  $Z(x + p(x, y), y + q(x, y), k + 1)$  多少，所以需要调整。

### 4.2.1 常用补偿技术

常用的调整方法有：

1. 最近邻域内插法(Nearest neighbor interpolation)：

$Z(x + p(x, y), y + q(x, y), k + 1)$  取最靠近  $x + p(x, y), y + q(x, y)$  位置上像素的亮度值。

2. 双线性内插法(Bilinear interpolation)： $Z(x + p(x, y), y + q(x, y), k + 1)$

取靠近  $x + p(x, y), y + q(x, y)$  位置的四个像素的亮度值组合，即

$$Z(x + p, y + q, k + 1) = (1 - a_x)(1 - a_y)Z(x_0, y_0, k + 1) + a_x(1 - a_y)Z(x_0 + 1, y_0, k + 1) \\ + (1 - a_x)a_y Z(x_0, y_0 + 1, k + 1) + a_x a_y Z(x_0 + 1, y_0 + 1, k + 1)$$

式中， $x_0$  为  $x + p(x, y)$  的整数部分， $a_x$  为  $x + p(x, y)$  的小数部分； $y_0$  为  $y + q(x, y)$  的整数部分， $a_y$  为  $y + q(x, y)$  的小数部分。

3. 双三次内插法(Bicubic interpolation)： $Z(x + p(x, y), y + q(x, y), k + 1)$

取靠近  $x + p(x, y), y + q(x, y)$  位置的十六个像素的亮度值组合。

### 4.2.2 补偿效果比较

为了比较上述几种补偿技术的效果，准备了一个  $7 \times 7$  的矩阵，其元素空间位置  $(x, y)$  取整数，元素灰度值  $Z(x, y)$  是随机产生的（服从高斯分布并进行了平移和尺度变换操作）。为直观起见，将其用曲面来显示如图(4.7a)所示。又人工产生了另一个  $7 \times 7$  的矩阵，使得其元素空间位置不是整数，即为  $(x + p(x, y), y + q(x, y))$ 。现在的问题是确定  $Z(x + p(x, y), y + q(x, y))$  的取值。图(4.7b/c/d)分别给出了最近邻域内插法，双线性内插法以及双三次内插法估计  $Z(x + p(x, y), y + q(x, y))$  的结果。图(4.7e/f/g)分别给出了相应的轮廓图。从结果中可见，双三次内插法效果最佳，但是计算量相对大。双线性内插法效果次之，计算量比双三次内插法少得多。最近邻域内插法效果最差，计算量最少。本文考虑校正的实时性，选用了双线性内插法。



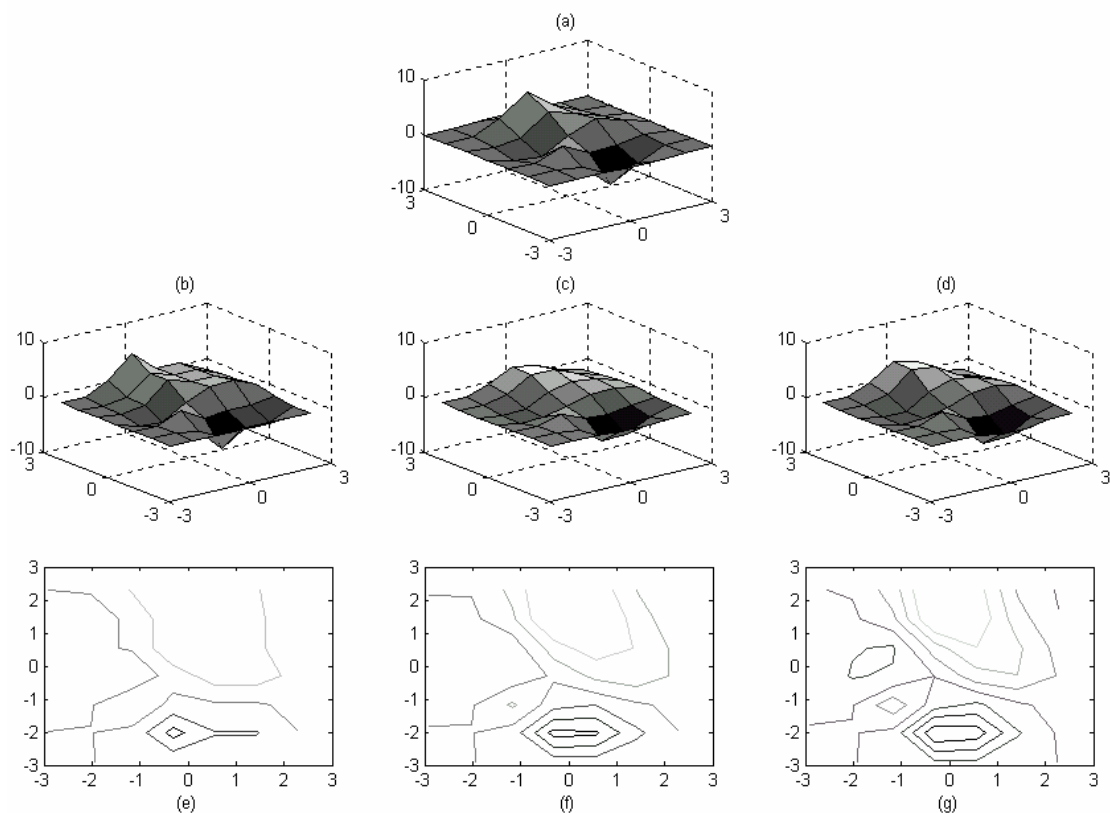


图 4.7 几种内插法效果比较

### § 4.3 实验结果

图 4.8 和 4.9 分别给出了两种图像序列中全局运动背景估计与补偿实验结果。本文所采用的是基于两帧的图像全局运动估计与补偿技术。从实验结果表明，本文的技术路线是可行的。（注：图 4.8 和 4.9 中给出的相邻帧间的运动方向只是其中的主导部分。）

图 4.8 中，所计算出的摄像机全局运动八参数分别为：

| a      | b      | c      | d       | e      | f      | g       | h      |
|--------|--------|--------|---------|--------|--------|---------|--------|
| 1.0054 | 0.0016 | 0.0000 | -0.0022 | 1.0087 | 0.0001 | -5.1398 | 6.5505 |

图 4.9 中，所计算出的摄像机全局运动八参数分别为：

| a   | b       | c       | d      | e   | f       | g | h |
|-----|---------|---------|--------|-----|---------|---|---|
| 1.0 | -0.0018 | -1.5756 | 0.0004 | 1.0 | -1.1603 | 0 | 0 |

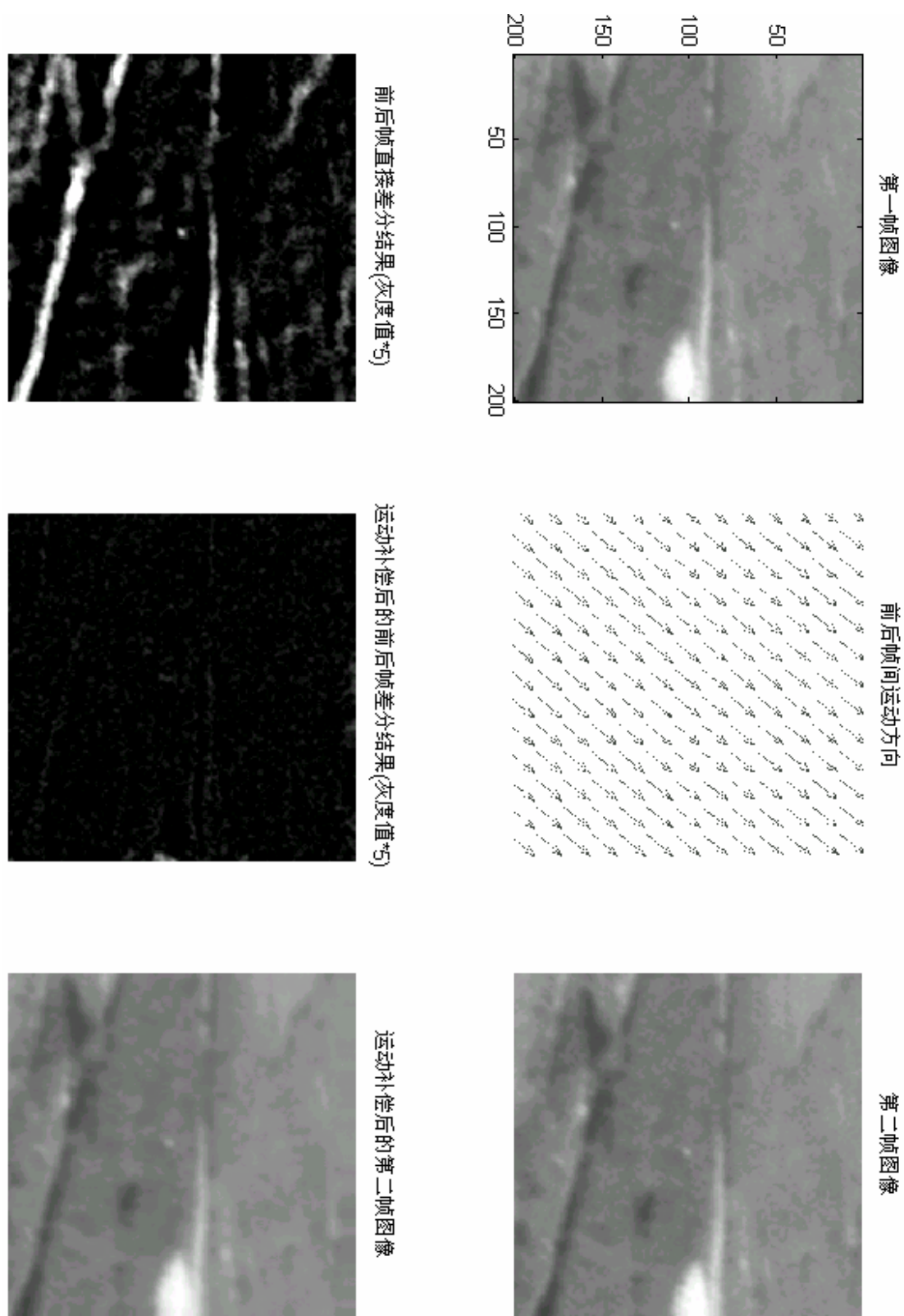


图 4.8 背景全局运动估计与补偿实验(1)

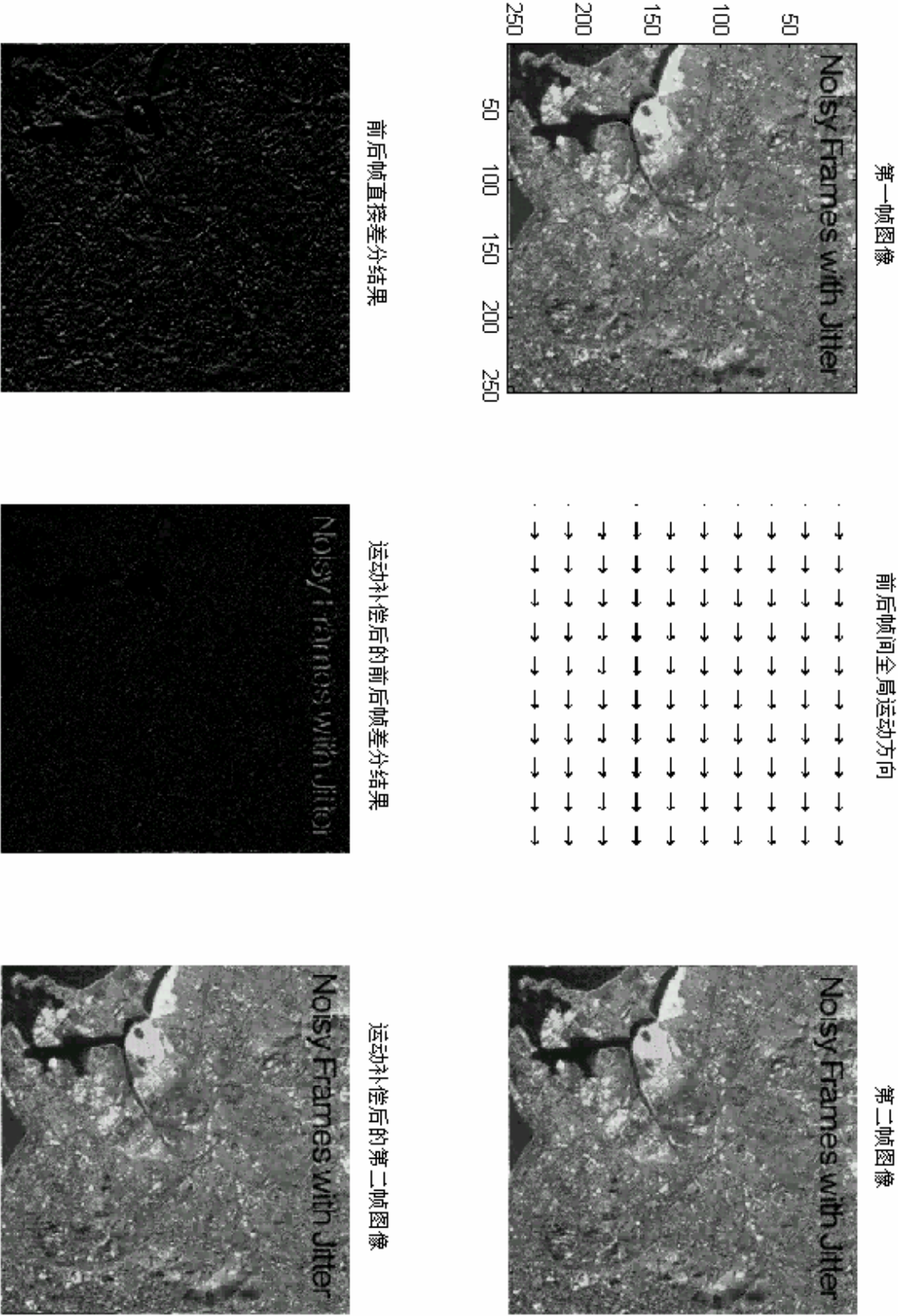


图 4.9 背景全局运动估计与补偿实验（2）

## § 4.4 总结

传感器抖动引起的图像全局运动估计与补偿技术是一个在 IRST 系统图像预处理阶段中非常重要的技术环节。本章讨论了图像序列中抖动问题的来源，所产生的后果，校正的必要性以及具体解决办法等。

本文提出的图像抖动估计与补偿技术具有以下特点：

- 一种基于参数模型的运动估计技术：只需要估计模型参数，而且求解其参数过程非常简单，从而避免了直接计算每个像素点的位移量，大大的减小了计算量。
- 一种基于层次结构的模型参数估计技术：弥补了图像快速全局运动时光流计算的不足，减少了快速运动带来的估计误差。它首先原始图像序列用亚采样的办法划分成具有金字塔式分辨率的多个子图像，使得每一个子图像运动相对小些，然后在每一个子图像中估计出运动模型参数。原图像的运动参数通过计算所有子图像运动参数加权和获得。这种技术具有计算量少，实现简单，性能可靠等优点。
- 一种鲁棒估计技术：为减少奇异点（像素）所带来的估计误差，采用了迭代排除算法，它用加权的办法来去除坏点，从而提高了估计精度。
- 支持多种运动模型：本文所研究的图像抖动估计与补偿技术，采用了八参数运动模型，它还支持二参数运动模型，六参数运动模型等。

## 第五章 基于非参数回归的静态杂波抑制技术

近些年来，在强杂波背景中检测目标已形成了一个研究热点。因为背景杂波的出现图像传感器应用中是不可避免的，所以杂波抑制技术在构造高效检测器中是极其重要的。背景杂波被消除后，可以将原始图像测量数据近似地用信号加噪声(SPN)模型来描述，更何况各种各样的检测器是依赖于 SPN 模型的。因此，杂波抑制技术是在目标检测过程中另一个重要的技术环节。

在上一章，我们研究了因传感起抖动所引起的图像全局运动的估计与补偿技术，解决了在图像预处理中一个实际而关键的问题。它将图像观测模型式(4-1)通过全局运动估计与补偿技术变成了式(5-1)：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + B(\mathbf{r}, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad (5-1)$$

可见，背景杂波  $B(\mathbf{r}, s)$  与时间无关，故称之为静态杂波。

参照图(5.1)杂波抑制模型，本章的任务是根据某种估计准则，采用一系列估计方法来估计出背景杂波，经去除背景后，得到新图像序列：

$$\tilde{Z}(\mathbf{r}, k, s) = Z(\mathbf{r}, k, s) - \hat{B}(\mathbf{r}, s) \quad (5-2)$$

这样，在估计误差较小时，可以将  $\tilde{Z}(\mathbf{r}, k, s)$  近似用 SPN 模型来描述。至于残留噪声统计特性，针对不同的应用环境，因所采取估计方法杂波抑制效果的不同，有时可以获得独立高斯随机过程，有时则不能，故我们至少要求它是独立同分布(IID)随机过程，这一点则容易达到。

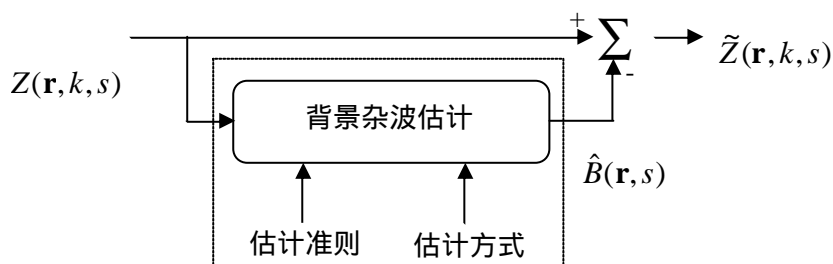


图 5.1 背景杂波抑制模型

本章内容安排：第一节讨论非参数回归问题的提出；第二节研究局部加权回归技术；第三节研究小波回归估计技术；第四节给出上述众多估计方法结果的独立性和高斯性检验；第五节则是结论。

## § 5.1 非参数回归问题的提出

假定在某  $k_1$  时刻，目标没有出现，则式 (5-1) 变为式 (5-5)，即

$$Z(\mathbf{r}, s) = B(\mathbf{r}, s) + V(\mathbf{r}, s) \quad (5-3)$$

这时，经观察式 (5-3) 发现，它是典型的基于非参数的回归模型。回归是研究变量之间相关关系的一门数学工具。利用回归分析，可以从众多掺杂测量值中估计出  $\hat{B}(\mathbf{r})$ 。对于最佳估计器，在式 (5-3) 的情况下，我们希望  $Z(\mathbf{r}) - \hat{B}(\mathbf{r})$  尽量小，而对式 (5-1)，则误差  $Z(\mathbf{r}) - \hat{B}(\mathbf{r})$  较大，指明可能的目标存在区域，这有利于减少系统虚警率。

## § 5.2 局部加权回归估计器

### 5.2.1 估计器设计

定义代价函数(最小二乘估计误差)为：

$$C = \sum_i (Z(\mathbf{r}_i) - \hat{B}(\mathbf{r}_i))^2 \quad (5-4)$$

可见，上式中  $\hat{B}(\mathbf{r})$  的估计具有全局意义，这样很难保证估计误差精度。下面，用移动的最小局部加权误差，来保证全局估计误差为最小。

局部加权估计策略为：

$$C(\mathbf{r}_j) = \sum_{i=0}^{h^2-1} \left[ (Z(\mathbf{r}_i) - \hat{B}(\mathbf{r}_j))^2 \cdot W\left(\frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{h}\right) \right] \quad (5-5)$$

其中， $W(\bullet) \in [0,1]$  是长宽为  $h \times h$  的加权窗函数， $\mathbf{r}_j$  可以是在图像  $Z(\mathbf{r})$  中的任意点，但是本文取它是  $W(\bullet)$  的中心点； $d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)$  为  $\mathbf{r}_j$  和  $\mathbf{r}_i$  之间的距离。若误差大，则相应的权重要小，反之亦然，使得  $C(\mathbf{r})$  为最小。

为了使  $C(\mathbf{r})$  最小，令  $\frac{\partial C}{\partial \hat{B}} = 0$ ，整理后得：

$$\hat{B}(\mathbf{r}_j) = \frac{\sum_{i=0}^{h^2-1} Z(\mathbf{r}_i) \cdot W\left(\frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{h}\right)}{\sum_{i=0}^{h^2-1} W\left(\frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{h}\right)} \quad (5-6)$$

### 5.2.2 估计器性能分析

杂波抑制中基本问题有二，一是尽可能地完全消除背景杂波，只剩下测量噪

声；二是，与此同时要完好无损地保留目标能量。但是，两者往往是相互矛盾的，在本文中此种矛盾表现得更加明显。

本小节要讨论的问题包括：

- 式(5-6)所示的估计器是在目标没有出现的情况下得到的，若目标出现，则此估计器是否随之发生变化？
- 目标出现后，此种估计器对目标检测的影响如何？
- 对加权函数是否有一定的限制？
- 估计器性能优劣的指标是什么？

以下是具体分析：

由于目标何时，什么位置和以多大速率出现都是随机的，事先无法知道的，所以目标的是否出现，对式(5-6)所示的估计器不会带来什么变化，也就是说，不管目标是否存在，都使用同一个估计器。

目标出现后，由于估计器随之不发生变化，所以此种估计对目标的检测肯定有一定的影响。这直接与所选用的加权函数和目标对比度有关。本文实践表明，有的加权函数较完整地保留目标能量，有的则不能。这对加权函数的设计提出较高的要求。另外，若目标对比度低，在某些加权函数的作用下，有可能完全去除目标，所以此种估计器只实用于目标对比度较高的场合。

加权函数  $W(d)$  的选取有一定的要求，它应满足以下几个条件：

- 对于  $d = 0$ ，应有  $w(d_{i,k}) \rightarrow 1$ 。
- $W(d)$  应是  $|d|$  的单调下降函数。
- $W(d)$  作用后，残留噪声至少为独立随机过程。

若  $d$  小，则相应的权重大，反之亦然。 $W(\bullet)$  充分考虑了离中心点（目标点）较近的地方，像素灰度之间相关系数要大，而远离的地方则小。这符合红外图像中点目标的特征。

综上所述，评价一个估计器性能优劣的指标应是：

1. 要能完全抑制背景杂波
2. 要较完整地保留目标能量
3. 残留噪声是否为白高斯噪声等

### 5.2.3 加权函数的选择

数据加权的旨意是保留与询问数据关联性强的，丢弃关联性弱的数据。在我们的研究中，以  $\mathbf{r}_i = (x_i, y_i)$  表示数据点，而关联性是以询问数据点与其它数据点之间的 Euclidean 距离计算：

$$d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (5-7)$$

加权函数根据距离  $d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)$ ，分配相应的权重。设计一个加权函数比较简单：加权函数最大值应该出现在  $d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) = 0$  上，而且随着距离的增大权值应该平滑地下降。

满足上述要求的加权函数可能很多。其中常用的和我们所设计的一维 Gabor 核加权函数如图(5.2)所示。

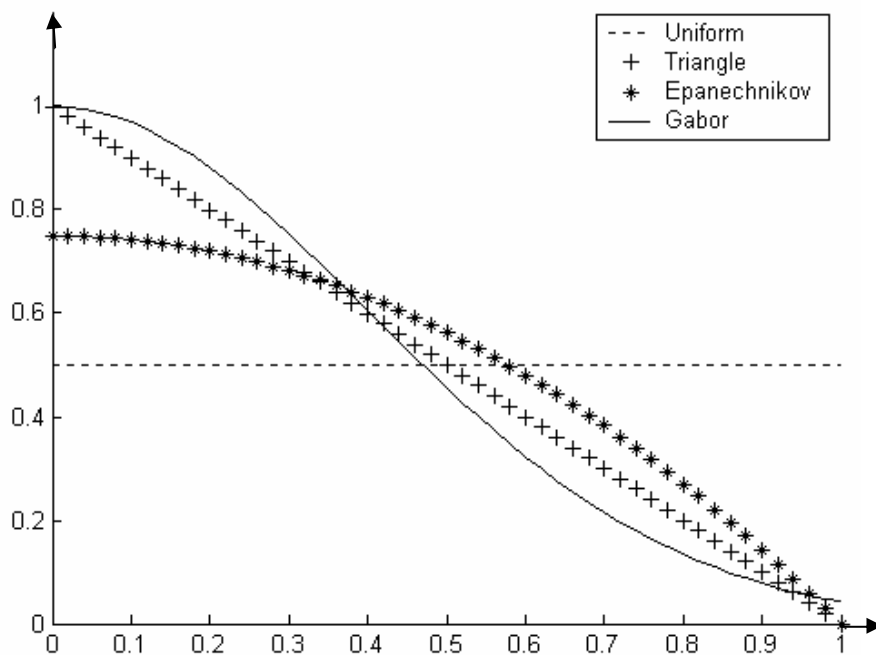


图 5.2 几种加权函数示意图

$$W(d) = \exp(-\mathbf{p} \cdot d^2) \quad d \in [0,1] \quad (5-8)$$

在具体使用时，为了便于运算，我们采用了块处理方法：以图像中的每一点  $\mathbf{r}_j$  作为中心开一个  $h \times h$  的窗口(一般  $h \in \{3, 5, 7, \dots\}$ )如图(5.3)所示。这样，对给定的  $h$ ，从  $\mathbf{r}_j$  到窗口内其它邻近点的距离  $d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)$  就可以固定不变了。从而，对于所选择的加权函数，权重矩阵也就定下了。从这个意义上讲，估计器是具有非参数特性的。



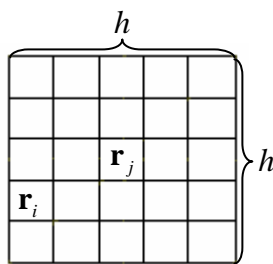


图 5.3 块处理方法示意图

在分配权重时，为了便于统一处理，需要将  $d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)$  归一化，即

$$d'(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j) = \frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)_{\max}} = \frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{\sqrt{\frac{(h-1)^2}{2}}} \quad (5-9)$$

#### 5.2.4 实验结果

从实验结果中可见，本文提出的 Gabor 加权函数不论其杂波抑制效果，还是残留噪声高斯性和独立性检验结果，都优于文献中常用的 Uniform 和 Epanechnikov 加权函数。

在对残留噪声进行其高斯性检验时，从残留图像中任意取了大小为  $20 \times 10$  的图像块，然后对其计算 Kendall 相关系数，并画出了经验概率密度函数。

在对残留噪声进行其独立性检验时，从残留图像中任意取了大小为  $100 \times 100$  的图像块，然后对其计算 Friedman 统计量，并以表的形式分别给出了行向量和列向量之间的独立性。为了便于比较还给出了尺寸为  $100 \times 100$  的白噪声矩阵及相应 Friedman 统计量。（注意， $\mathbf{a} \rightarrow 0$  表示相应行或列向量越来越相关。）

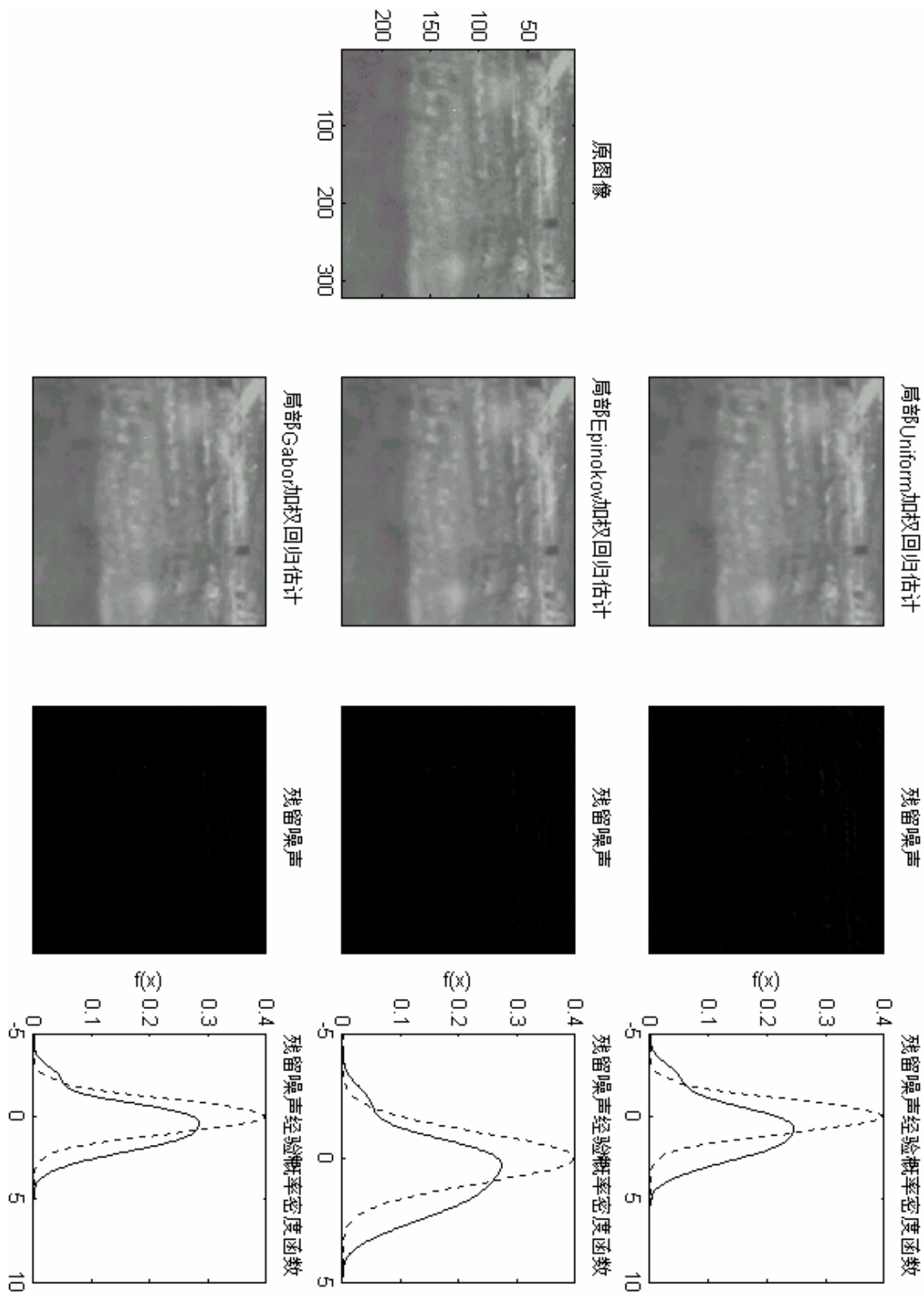


图 5.4 在不同权重下的局部回归估计和残留噪声实验结果

表 5.1 对不同加权函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  
 $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$  ( $df = 99$ ), 列向量之间的独立性检验结果

|    | 1-100 | 1-50 | 51-100 | 26-75 | 1-30 | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|----|-------|------|--------|-------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| U  | 49.5  | 29.6 | 110.5  | 56.3  | 42.0 | 59.5  | 133.6 | 116.8 | 49.9  | 245.7 |
|    | 1.00  | 1.00 | 0.20   | 0.99  | 1.00 | 0.99  | 0.01  | 0.11  | 1.00  | 0     |
| E  | 37.5  | 28.3 | 83.4   | 39.9  | 40.7 | 51.8  | 107.2 | 112.3 | 43.9  | 193.1 |
|    | 1.00  | 1.00 | 0.87   | 1.00  | 1.00 | 1.00  | 0.27  | 0.17  | 1.00  | 0     |
| G  | 35.3  | 25.9 | 74.6   | 36.4  | 38.2 | 48.0  | 95.8  | 102.8 | 41.3  | 164.9 |
|    | 1.00  | 1.00 | 0.97   | 1.00  | 1.00 | 1.00  | 0.57  | 0.38  | 1.00  | 0     |
| WN | 90.8  | 89.6 | 113.9  | 74.8  | 76.9 | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|    | 0.71  | 0.74 | 0.15   | 0.97  | 0.95 | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 5.2 对不同加权函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  
 $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$  ( $df = 99$ ), 行向量之间的独立性检验结果

|    | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60  | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|----|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|
| U  | 89.7  | 114.7 | 112.5  | 96.5  | 111.1 | 61.8   | 214.0 | 162.2 | 90.4  | 142.5 |
|    | 0.74  | 0.13  | 0.17   | 0.55  | 0.19  | 0.9982 | 0     | 0     | 0.72  | 0.003 |
| E  | 72.7  | 94.2  | 98.6   | 88.2  | 87.5  | 62.9   | 190.5 | 147.6 | 83.5  | 125.4 |
|    | 0.98  | 0.62  | 0.49   | 0.77  | 0.79  | 0.9987 | 0     | 0.001 | 0.87  | 0.04  |
| G  | 63.2  | 85.8  | 90.5   | 78.6  | 80.8  | 57.9   | 170.9 | 129.8 | 74.6  | 114.4 |
|    | 0.998 | 0.82  | 0.72   | 0.94  | 0.91  | 0.9997 | 0     | 0.02  | 0.917 | 0.14  |
| WN | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7  | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|    | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10   | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

### 5.2.5 具有自学习能力的估计器

再回顾以下杂波抑制中要解决的基本问题：尽可能地消除杂波的同时，要完好无损地保留目标。实践证明，这两者往往是相互矛盾的。

在上一小节的实验结果表明，对于不同的权重矩阵，其平滑结果是不同，而且有的权重矩阵如 Gabor，消除杂波能力比 Uniform 较好，但是目标受到一定损失；有的如 Uniform 虽然去除杂波效果并不如 Gabor 好，但是它能够完好无损地保留目标。

从中，我们得到了启发：能否在图像的不同区域使用不同的权重矩阵如在可能的目标存在区域使用 Uniform，而可能的杂波区域则使用 Gabor 或 Epanechnikov 或其它杂波抑制效果较好的权重矩阵。这样，可以解决杂波抑制中的矛盾。

接下来的任务是如何确定图像中的可能目标存在区域和可能的杂波区域。

考虑目标尺寸  $\leq 3 \times 3$  像素，以图像中的每一点为中心开一个大小为  $7 \times 7$  的窗口。自学习步骤如下：

1. 计算窗口内像素灰度值的均值和方差，然后进行标准化处理。
2. 对每个窗口，确定门限（一般取大于三倍方差）。
3. 若超过门限的像素数目大于  $m$ （目标大小而定，本文取  $m=9$ ），则当前窗口位置是可能的杂波区域。否则，用以下规则来判断：定义像素位置凝聚度  $\ell$ ，若  $\ell$  的值接近 1，则可能目标存在区域，否则不是。

令超过指定门限的像素位置集合  $L = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_m\}$ ，则先定义这些  $m$  个点构成方形的度量：

$$\begin{aligned} Rectangularity(L) = & \frac{N(1)}{12} + \frac{N(\sqrt{2})}{8} \\ & + \frac{N(2)}{6} + \frac{N(\sqrt{5})}{4} + \frac{N(\sqrt{8})}{2} \end{aligned} \quad (5-10)$$

再定义像素位置的凝聚度：

$$\ell(L) = \frac{Rectangularity(L)}{5} \quad (5-11)$$

其中,  $N(x) = (\text{Count of } D(\bullet) = x)$ ;  $D(\bullet)$  为 Euclidean 距离:

$$\begin{aligned} D(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_l) &= [(x_l - x_i)^2 + (y_l - y_i)^2]^{1/2} \\ &= \|\mathbf{r}_l - \mathbf{r}_i\|_2^{1/2} \end{aligned} \quad (5-12)$$

式中,  $\{(i, l) | i, l \in [1, m] \cap (l > i)\}$ 。

表 5.3 对不同加权函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$  ( $df = 99$ ), 列向量之间的独立性检验结果

|     | 1-100 | 1-50 | 51-100 | 26-75 | 1-30 | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-----|-------|------|--------|-------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| U   | 49.5  | 29.6 | 110.5  | 56.3  | 42.0 | 59.5  | 133.6 | 116.8 | 49.9  | 245.7 |
|     | 1.00  | 1.00 | 0.20   | 0.99  | 1.00 | 0.99  | 0.01  | 0.11  | 1.00  | 0     |
| U+G | 37.6  | 28.5 | 84.6   | 41.4  | 41.4 | 52.9  | 109.0 | 113.2 | 42.6  | 195.9 |
|     | 1.00  | 1.00 | 0.85   | 1.00  | 1.00 | 1.00  | 0.23  | 0.16  | 1.00  | 0     |
| G   | 35.3  | 25.9 | 74.6   | 36.4  | 38.2 | 48.0  | 95.8  | 102.8 | 41.3  | 164.9 |
|     | 1.00  | 1.00 | 0.97   | 1.00  | 1.00 | 1.00  | 0.57  | 0.38  | 1.00  | 0     |
| WN  | 90.8  | 89.6 | 113.9  | 74.8  | 76.9 | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|     | 0.71  | 0.74 | 0.15   | 0.97  | 0.95 | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 5.4 对不同加权函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$  ( $df = 99$ ), 行向量之间的独立性检验结果

|     | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60  | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-----|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|
| U   | 89.7  | 114.7 | 112.5  | 96.5  | 111.1 | 61.8   | 214.0 | 162.2 | 90.4  | 142.5 |
|     | 0.74  | 0.13  | 0.17   | 0.55  | 0.19  | 0.9982 | 0     | 0     | 0.72  | 0.003 |
| U+G | 74.1  | 94.6  | 102.1  | 89.1  | 86.98 | 62.17  | 195.3 | 140.9 | 82.2  | 127.9 |
|     | 0.971 | 0.605 | 0.397  | 0.752 | 0.80  | 0.9986 | 0     | 0.004 | 0.89  | 0.027 |
| G   | 63.2  | 85.8  | 90.5   | 78.6  | 80.8  | 57.9   | 170.9 | 129.8 | 74.6  | 114.4 |
|     | 0.998 | 0.82  | 0.72   | 0.94  | 0.91  | 0.9997 | 0     | 0.02  | 0.917 | 0.14  |
| WN  | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7  | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|     | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10   | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

从实验结果中可见, 本文提出的自适应选择加权函数不论其杂波抑制效果, 还是残留噪声高斯性和独立性检验结果, 都优于文献中常用的 Uniform 加权函数。

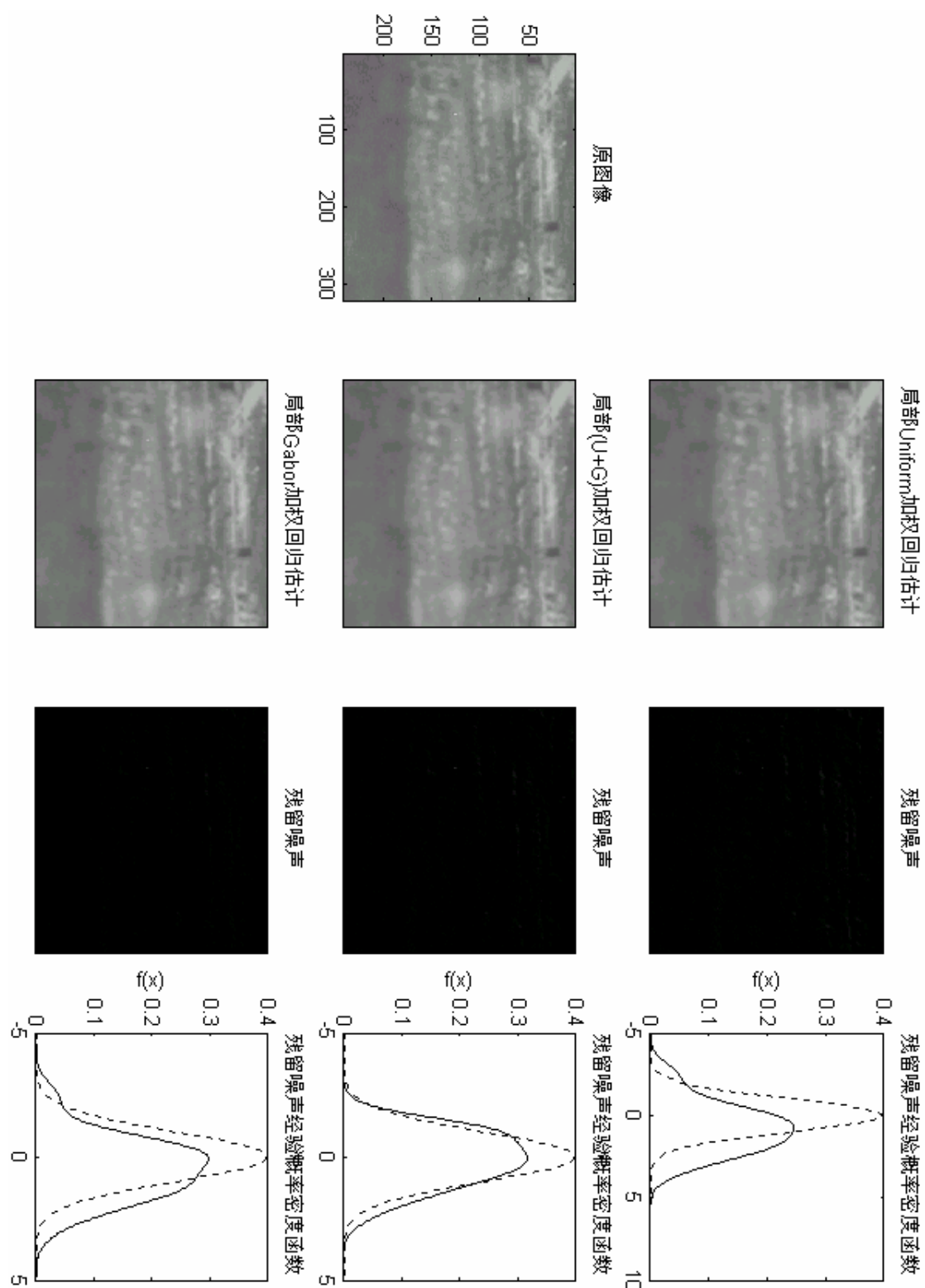


图 5.5 在不同权重下的局部回归估计和残留噪声实验结果

### § 5.3 小波回归估计器

本节要讨论使用小波分解来解决式(5-3)中的非参数回归问题。小波分解已在信号处理、物理学以及应用数学等领域得到了广泛的实用【CR.39】。文献【CR.37/38】把小波应用到回归分析和谱密度估计等统计信号处理领域，得到了重要研究结果：在高斯白噪声条件下，通过正交小波展开并简单的门限处理后，在极小极大估计意义下，可以得到准最佳估计器。

根据上述基本思想，结合我们研究问题的特点，提出了用小波来估计杂波 ( $\hat{B}(\mathbf{r})$ ) 的方法，并给出了实验结果。

#### 5.3.1 小波特征及其回归分析中的作用

关于小波理论的介绍，可以在现代信号处理参考书中找到。在这里，因我们的重点是研究其在杂波抑制中的应用，故以下只讨论与研究点有关的特性。

到目前为止，已出现了很多小波族。每族小波是对被称为母小波  $j(x)$  的特殊函数进行尺度和平移变化而派生出来的，即

$$j_{j,k}(x) = 2^{\frac{j}{2}} j(2^j x - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (5-13)$$

其中， $j$  和  $k$  分别成为尺度因子和平移因子。这样，对于给定的母函数，用上述公式推导出相应的小波族。图(5.6)所示的是 Haar 小波族：

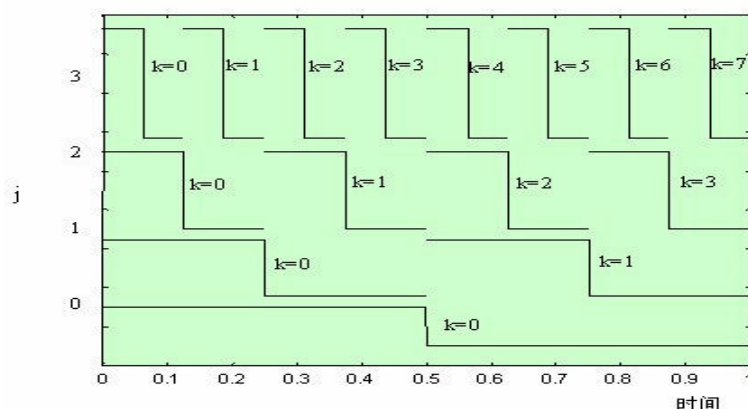


图 5.6 Haar 小波族示意图

小波变换与付里叶变换一样，将信号分解成许多标准正交基信号。它们的不同点只是付里叶变换用正弦和余弦基信号，而小波是则用小波来分解原信号。付里叶变换(FT,DFT)或付里叶级数(DFS)能够指出原信号中存在的频率成分，但是不能确定在什么时候（哪些位置上）出现的。而小波变换则能够给出时间和频率信息，它是通过将原信号或其部分与具有不同尺

度和平移因子的小波进行比较而做到这一点的。大的尺度对应着低频率，而小的尺度则对应高频率，平移表示时间移位。

另外，信号中的不连续部分，若用付里叶变换(DFT)或付里叶级数(DFS)时，需要很多系数才能表示准确，而小波变换则用相当少的系数即可非常准确地表示【CR.47】。

总而言之，利用小波分解的时间及频率定位特性，再加上用少数系数来表示信号的不连续部分(目标存在区域)的功能，我们能够估计出 $\hat{B}(\mathbf{r})$ 。

### 5.3.2 小波回归算法

小波回归估计算法步骤如下：

1. 对观测量 $\mathbf{Z}$ 进行数字小波变换，即

$$\mathbf{w} = \mathbf{W}\mathbf{Z} \quad (5-14)$$

式中， $\mathbf{W}$ 为 $N \times N$ 正交矩阵，从某母函数派生； $\mathbf{Z}$ 为 $N \times N$ 图像数据矩阵， $\mathbf{w}$ 为 $N \times N$ 小波系数矩阵。一般 $N = 2^n$ ， $n$ 为整数。便于理解，我们给出在 $N = 8$ 时，Haar小波族的正交矩阵 $\mathbf{W}$ ，即

$$\mathbf{W} = \frac{1}{\sqrt{8}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ \sqrt{2} & \sqrt{2} & -\sqrt{2} & -\sqrt{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} & -\sqrt{2} & -\sqrt{2} \\ 2 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & -2 \end{bmatrix} \quad (5-15)$$

2. 对 $\mathbf{w}$ 元素进行修改后变成 $\mathbf{w}^*$ 。

3. 用小波系数矩阵 $\mathbf{w}^*$ ，估计 $\hat{\mathbf{B}}$ ，即

$$\hat{\mathbf{B}} = \mathbf{W}^T \mathbf{w}^* \quad (5-16)$$

可见，第二步是最关键。门限处理是其中常用的修改方法。采用门限处理的原因是：

- 对信号进行小波变换后，信号的重要信息集中在少数小波系数上。
- 因为 $\mathbf{W}$ 是正交矩阵，在对 $\mathbf{Z}$ 进行线性变换时，噪声被分散到各个小波系数上了。

所以，一个好的估计器应该先找出噪声级别的门限，然后将所有小波



系数用此门限比较处理，大于门限的系数保留，而小于门限的则置零。

文献【CR.42/44/45】提出了很多种确定门限的方法，但是这些门限都是在式(5-3)中的 $V(\mathbf{r})$ 噪声具有独立高斯分布特性的条件下得到的。而在我们的研究中 $V(\mathbf{r})$ 的统计特性是未知的。故我们必须采用其它方法来得到估计量 $\hat{\mathbf{B}}$ 。

分析小波变换的过程，它首先将信号分别用低通和高通滤波器来进行滤波（第一层次分解），然后将低通滤波器输出的结果再分别用低通和高通滤波器来进行第二次滤波（第二层次分解），这个过程持续到所要求的层次分解完毕为止。

低通滤波器输出的结果是图像中缓慢变化(相关性强)的部分，而高通滤波器输出的结果则包括列像素灰度值之间的快变化信息，行像素灰度值之间的快变化信息以及对交线方向上像素灰度值之间的快变化信息如图(5.7)所示。

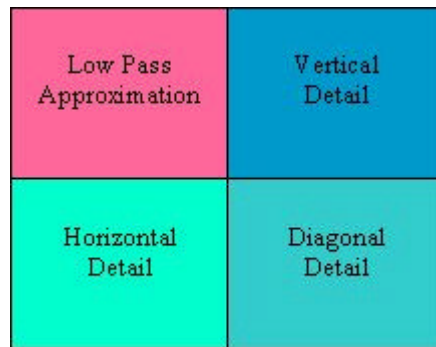


图 5.7 小波变换系数的物理意义

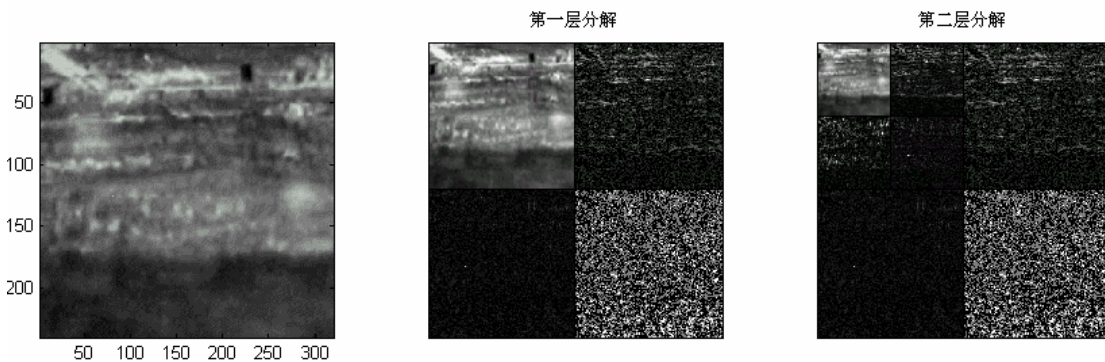


图 5.8 图像数据的第一层及第二层小波分解实验结果

这样，我们所要的杂波信息主要集中在低通滤波器输出的小波系数上，所以要保留这些系数，其它的统统置零后得到 $\mathbf{w}^*$ 。再根据(5-15)计算出逆小波变换即可估计出 $\hat{\mathbf{B}}$ 。

5.3.3 实验结果

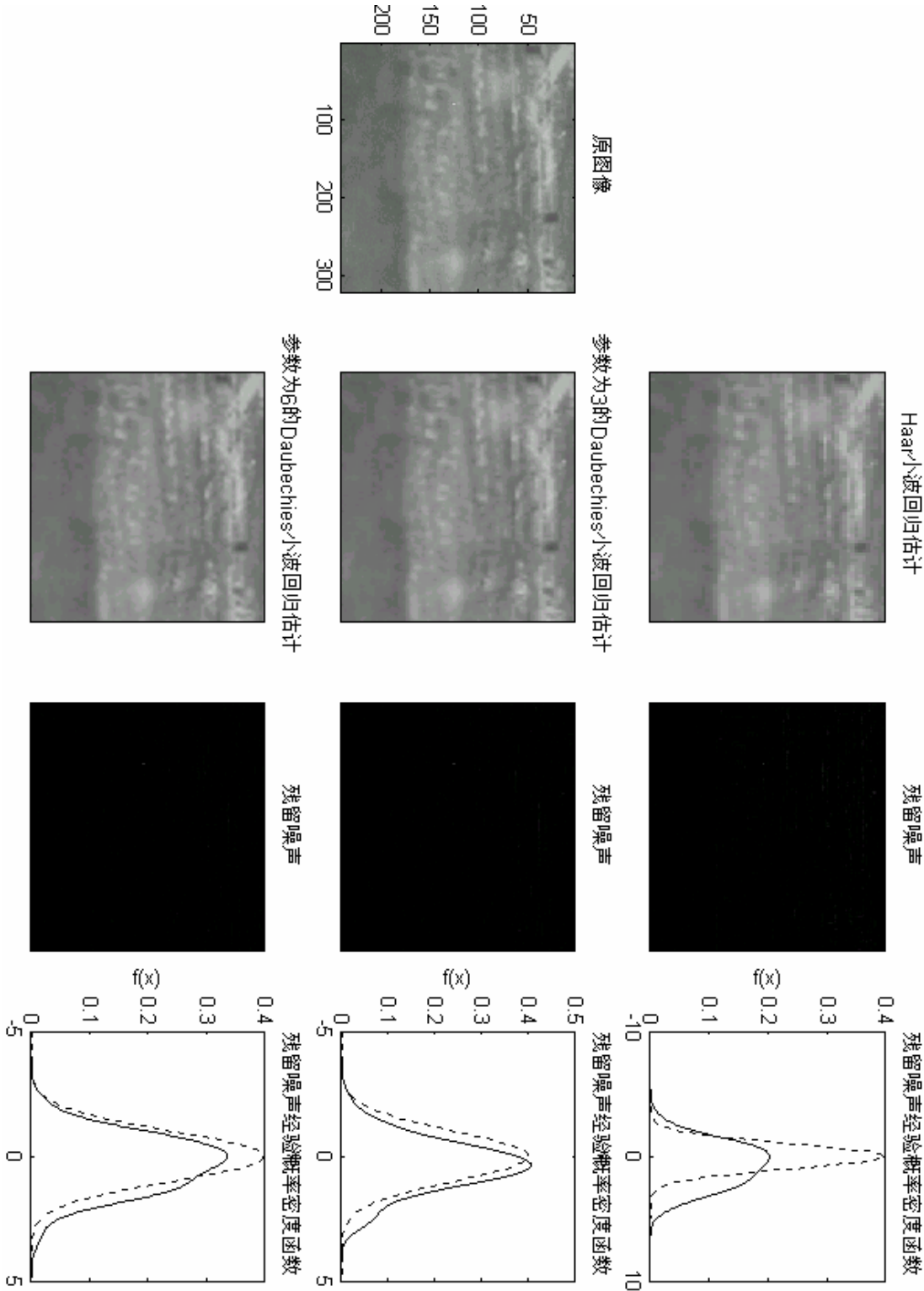


图 5.9 在不同的小波母函数下的背景估计与残留噪声

表 5.5 对不同小波母函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及

$$\alpha = P(c_{df}^2 \geq S), df = 99, \text{列向量之间的独立性检验结果}$$

|    | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|----|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| H  | 125.8 | 125.8 | 170.8  | 156.7 | 128.9 | 156.2 | 173.7 | 173.1 | 144.7 | 166.0 |
|    | 0.04  | 0.04  | 0      | 0     | 0.02  | 0     | 0     | 0     | 0.002 | 0     |
| D3 | 74.9  | 98.5  | 101.8  | 97.2  | 79.8  | 95.8  | 97.4  | 92.0  | 107.7 | 120.3 |
|    | 0.97  | 0.495 | 0.403  | 0.532 | 0.922 | 0.571 | 0.526 | 0.678 | 0.258 | 0.072 |
| D6 | 65.3  | 88.1  | 94.4   | 87.3  | 74.3  | 83.4  | 103.9 | 84.7  | 99.4  | 125.4 |
|    | 0.996 | 0.777 | 0.613  | 0.793 | 0.970 | 0.870 | 0.347 | 0.847 | 0.470 | 0.038 |
| WN | 90.8  | 89.6  | 113.9  | 74.8  | 76.9  | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|    | 0.71  | 0.74  | 0.15   | 0.97  | 0.95  | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 5.6 对不同小波母函数作用后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及

$$\alpha = P(c_{df}^2 \geq S), df = 99, \text{行向量之间的独立性检验结果}$$

|      | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| H    | 256.4 | 454.6 | 214.5  | 300.5 | 394.3 | 342.9 | 188.6 | 298.6 | 362.7 | 200.1 |
|      | 0     | 0     | 0      | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     | 0     |
| D(3) | 88.1  | 176.5 | 130.3  | 105.2 | 196.5 | 118.8 | 141.0 | 150.8 | 138.3 | 131.9 |
|      | 0.78  | 0     | 0.02   | 0.32  | 0     | 0.09  | 0.004 | 0     | 0.006 | 0.015 |
| D(6) | 68.7  | 125.2 | 85.9   | 89.5  | 153.4 | 103.9 | 109.1 | 131.0 | 111.7 | 106.9 |
|      | 0.99  | 0.039 | 0.824  | 0.742 | 0     | 0.349 | 0.23  | 0.017 | 0.181 | 0.276 |
| WN   | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7 | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|      | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10  | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

从实验结果中可见，本文提出的小波回归估计技术的杂波抑制效果和残留噪声的高斯性最好，但是其独立性较局部加权回归估计差。

## § 5.4 时域一步预测器

### 5.4.1 实施方案设计

利用通信领域 DPCM 原理，对于去除静态杂波，我们可以用前一帧来预测下一帧图像。其模型如图(5.10)所示。

$$\tilde{Z}(\mathbf{r}, k, s) = D(\mathbf{r}, k, s) = Z(\mathbf{r}, k+1, s) - Z(\mathbf{r}, k, s) \quad k = 1, 2, \dots \quad (5-17)$$

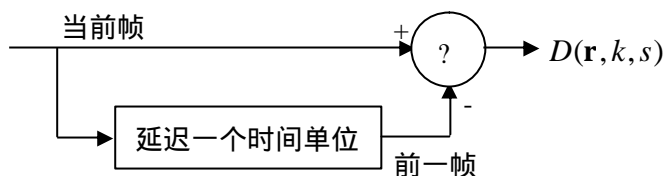


图 5.10 时域一步预测器

### 5.4.2 实验结果

从实验结果中可见，本文研究的邻帧差分技术的杂波抑制效果和残留噪声的高斯性与独立性较之于上述回归估计好。但是，其应用范围受到一定的限制，如目标运动速度在相邻帧之间要足够快，目标与噪声灰度差值要足够高等。而上述回归估计则只要求目标邻域对比度要高。

表 5.7 对时域一步预测后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及

$\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$ ， $df = 99$ ，列向量之间的独立性检验结果

|       | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $D_1$ | 84.9  | 105.9 | 81.2   | 99.1  | 98.9  | 86.3  | 86.1  | 82.4  | 94.5  | 98.0  |
|       | 0.84  | 0.30  | 0.90   | 0.48  | 0.49  | 0.82  | 0.82  | 0.89  | 0.61  | 0.51  |
| $D_2$ | 77.2  | 82.8  | 71.9   | 62.9  | 73.5  | 76.7  | 61.6  | 85.5  | 74.6  | 75.3  |
|       | 0.95  | 0.88  | 0.98   | 0.99  | 0.97  | 0.95  | 0.99  | 0.83  | 0.97  | 0.96  |
| $D_3$ | 89.3  | 92.9  | 85.2   | 87.1  | 102.7 | 96.5  | 67.3  | 110.4 | 87.9  | 81.0  |
|       | 0.75  | 0.66  | 0.84   | 0.80  | 0.38  | 0.55  | 0.99  | 0.2   | 0.78  | 0.91  |
| WN    | 90.8  | 89.6  | 113.9  | 74.8  | 76.9  | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|       | 0.71  | 0.74  | 0.15   | 0.97  | 0.95  | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 5.8 对时域一步预测后的残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及
$$\alpha = P(c_{df}^2 \geq S) , df = 99 , \text{行向量之间的独立性检验结果}$$

|       | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $D_1$ | 52.4  | 58.5  | 39.0   | 37.4  | 55.9  | 44.1  | 39.3  | 62.3  | 42.8  | 41.7  |
|       | 1     | 0.999 | 1      | 1     | 0.999 | 1     | 1     | 0.998 | 1     | 1     |
| $D_2$ | 42.1  | 44.4  | 38.6   | 51.2  | 43.8  | 52.7  | 51.6  | 44.8  | 50.6  | 61.0  |
|       | 1     | 1     | 1      | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 0.999 |
| $D_3$ | 50.5  | 47.9  | 44.6   | 44.6  | 52.7  | 45.4  | 40.7  | 51.0  | 46.3  | 43.5  |
|       | 1     | 1     | 1      | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     |
| WN    | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7 | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|       | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10  | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

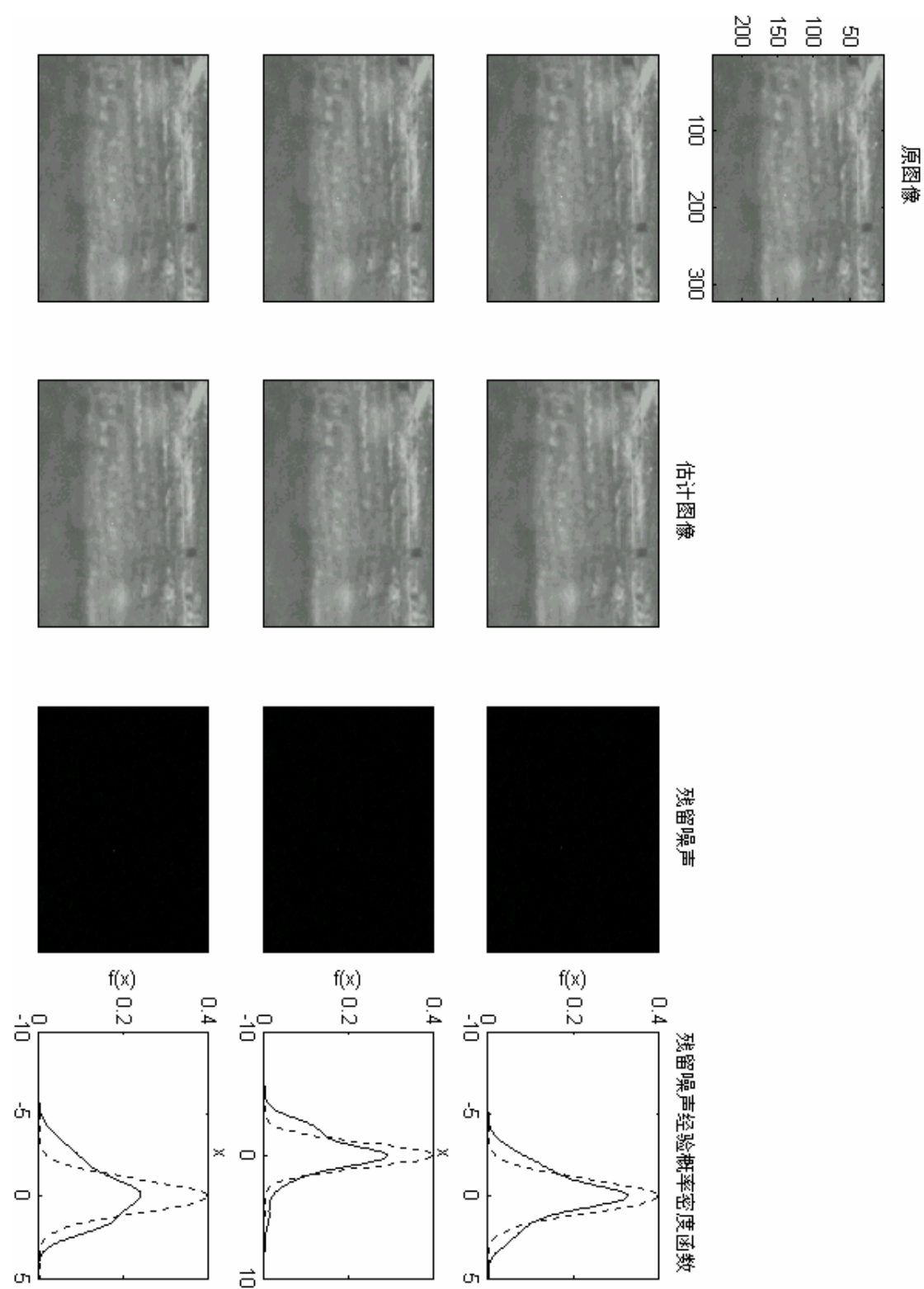


图 5.11 在时域一步预测下的估计与残留噪声

## § 5.5 总结

本章首先讨论了非参数回归分析问题，然后研究了两种解决方法，即局部加权回归估计和小波回归估计，给出了理论推导和相应实验结果。

局部加权回归分析中，在最小二乘估计意义下，推导了通用的静态背景回归估计公式。提出了加权系数应满足的要求，在此基础上提出了一种 Gabor 加权函数，其性能优于常用 Uniform 和 Epanechnikov 加权函数。

另外，在测试几种加权函数的性能时发现：有的加权函数，其预测误差比较大，但目标保留得较完整；有的则其预测误差比较小，但目标受到不同程度的损伤。在具体实现时，根据上述事实，提出了自适应选取加权函数的方法，以便达到既抑制杂波又较好地保留目标强度的目的。

小波回归估计是一种全局估计技术，它对输入图像进行变换后，较少的系数来表示全部图像信息，而这些系数就包含着杂波和目标信息。经过对那些系数进行某种门限处理后，可以将背景和目标分割。在数据压缩领域，门限的选择较复

杂，而本文采取了非常简单的门限处理（高频部分系数全置零）来估计背景，实验结果表明，此方法的有效性。

本章还研究了基于时域一步预测的静态杂波抑制技术，给出了实验结果。

经过上述空域或时域处理后，对残留噪声的统计特性通过 Kendall 秩相关系数和 Friedman 统计量的计算，进行了其高斯性和独立性检验。

上述方法都要求可能目标的邻域对比度要大，即针对目标邻域对比度相对小，目标和噪声完全混合在一起时，上述方法可能失效。这样，在强杂波，低对比度环境下，还需要研究其它强有力的杂波抑制技术。



## 第六章 动态杂波时空非参数抑制技术

在很多实际应用中,传感器所对准的视场环境可能是不一样的,如地面、水面和上空等。在成像时,因当时所处环境的复杂而出现以下几种动态的背景杂波,如地表面热气流动和灰尘随风扬起,海面浪涛汹涌澎湃,空中云层随风飘动,传感器的颤动所引起的运动(在第三章中已给出了解决方案)以及视场中发生下雨降雪时的雨雪杂波等。另外,从第三章实验结果中可见,对图像全局运动进行补偿后,由于存在估计误差,故在图像中,特别是边缘部分中出现残留运动。可见,上述动态杂波也就形成了目标检测中的一大障碍。所以,动态杂波抑制技术研究是十分必要的。

在前一章介绍的基于空域处理(空域平滑技术)或基于时域处理(邻帧差分)等技术因采取的是基于单一领域(空域或时域)处理方法,故很难达到抑制动态杂波的技术要求。所以,需要研究时空域联合处理的方案。

观测模型式(3-5)通过全局运动估计与补偿技术变成了式(6-1):

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + B(\mathbf{r}, k, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad (6-1)$$

可见,背景杂波  $B(\mathbf{r}, k, s)$  与时间有关,故称之为动态杂波。

参照图(4.1)杂波抑制模型,本章的任务是根据某种估计准则,采用最小二乘估计方法来估计出背景杂波,经去除背景后,得到新图像序列:

$$\tilde{Z}(\mathbf{r}, k, s) = Z(\mathbf{r}, k, s) - \hat{B}(\mathbf{r}, k, s) \quad (6-2)$$

本章内容安排:第一节非参数估计问题的提出;第二节介绍动态杂波时空非参数抑制技术;第三节给出实验结果;第四节分析实验结果并进行残留噪声的独立性和高斯性验证;第五节则是结论和总结

### § 6.1 非参数估计问题的提出

针对上述运动杂波的去除,因其运动机理和统计特性各具特色,而还没有出现一种统一的抑制方法。文献【CR.37】采用时域滤波技术研究了抑制云层杂波(Cloud Clutter)技术,文献【CR.36】采用神经网络研究了海面杂波(Sea Clutter),都得到了相应的研究结果和实验数据。

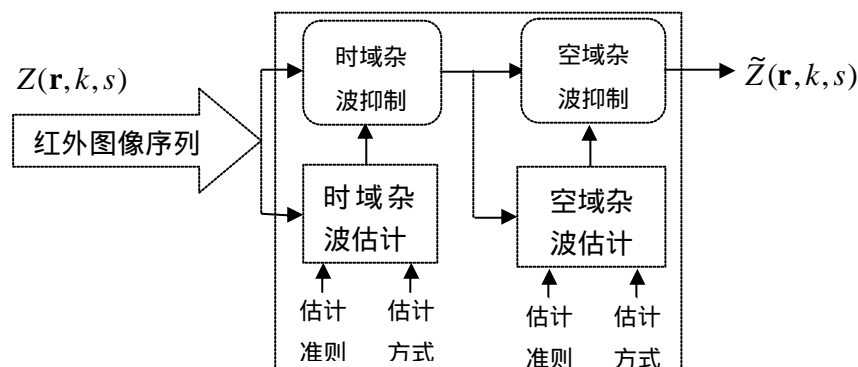
这些算法都是基于参数化的非线性预测技术,在预测过程中那些参数值随着输入数据可能不断地发生着变化。这种基于模型的预测器是在假定杂波是服从某

一种已知的随机过程,通过从测量数据中估计其参数来完成预测任务的。向预测器输入的观测数据,既可以来自局部空间邻域,也可以来自时间邻域。另外,预测器本身既可以是线性的,也可以是非线性的。实践表明,当预测器为非线性时,其预测误差相对很小。但是,其计算量巨大,很难实时实现。另外,因为它是对特定的杂波过程是最优的而且对于所处环境的变化是非常敏感的,所以它不能保证能高效抑制所有类型的杂波。

线性预测器对输入数据进行线性变换,如加权(放大、缩小)和移位等。它力求寻找最优的权系数来使预测误差最小。预测误差如式(6.3)和(6.4)所示。可见,其中只有两个参数:一是加权系数  $w$ , 另一是参与预测过程的样本数目  $M$  或  $L$ 。如果,事先能够将这些参数以最优值固定起来,在实际应用该线性预测器时,这些参数就不再发生变化,则称之为非参数线性预测器。

非参数技术因实施极其简单及其性能对环境变化不敏感等特点,在估计与检测领域,特别是在许多实际场合中有着广泛的应用。在杂波和噪声统计特性已知的条件下所得到的上述参数化的线性或非线性预测器性能虽然优于非参数预测器性能,但是其假设条件不成立时,其性能会大幅度下降。可见,许多实际情况需要非参数解决方案,以便对付环境的恶劣变化。故非参数方法的研究具有实际意义。 § 6.2 动态杂波时空域非参数抑制系统

本文研究的动态杂波抑制系统框图图(6.1)所示:



图(6.1) 动态杂波抑制系统功能框图

在最小二乘估计下,可以给出在  $k$  时刻估计某一像素取值时,其时间邻域和空间邻域估计误差分别为:

在时间邻域 ( $L$ ) 中,误差定义为 (6-3),  $L$  通常为奇数:

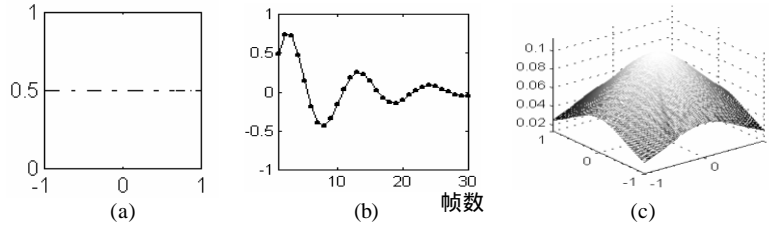
$$\mathbf{e}_{temporal} = \sum_r [Z(\mathbf{r}, k, s) - \sum_{l=-(L-1)/2}^{(L-1)/2} w_l Z(\mathbf{r}, k-l, s)]^2 \quad (6-3)$$

在空间邻域 ( $M \times M$ ) 中,误差定义为 (6-4),  $M$  通常为奇数:

$$\mathbf{e}_{spatial} = \sum_r [Z(x, y, k, s) - \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} w_{m,n} Z(x-m, y-n, k, s)]^2 \quad (6-4)$$

其中,  $w_l$  和  $w_{m,n}$  分别为像素时间和空间邻域相关系数, 是在最小二乘估计条件下确定的。式(6-3)和(6-4)实际上是第五章中式(5-6)的特例, 是在  $\sum_{i=0}^{h^2-1} W(\frac{d(\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j)}{h}) = 1$  下得到的。

非参数技术在实际工程中与输入噪杂波的统计特性无关, 实现简单, 实时性好等特点得到了广泛的应用。本文采用了非参数技术, 在像素相关系数的选择时, 时间邻域给出了两种方案: 一是平等分配权重如图(6.2a), 另一是越接近当前时刻就分配较大的权重, 越远离则分配较小的权重如图(6.2b); 而空间邻域则越接近领域中心位置其相关系数大, 反之小如图(6.2c)。



图(6.2) 时空邻域预测系数曲线

其中, 加权函数表达式分别为:

$$W_U(d) = 0.5 \quad |d| \in [0,1] \quad (6-5)$$

$$W_{DS}(d) = a \cdot \exp(-pbdL) \sin(2pfdL) \quad d \in [0,1] \quad (6-6)$$

$$W_{LR}(d) = \exp(-\mathbf{p} \cdot d^2) \quad |d| \in [0,1] \quad (6-7)$$

式(6-6)中,  $a, b, f$  为可调参数。在图(6.2b)中, 其取值分别为  $a=1$ ,  $b=0.0325$ ,  $f=0.0925(\text{Hz})$ 。(注: 图(6.2b)中的时间距离  $d$  没有归一化。)



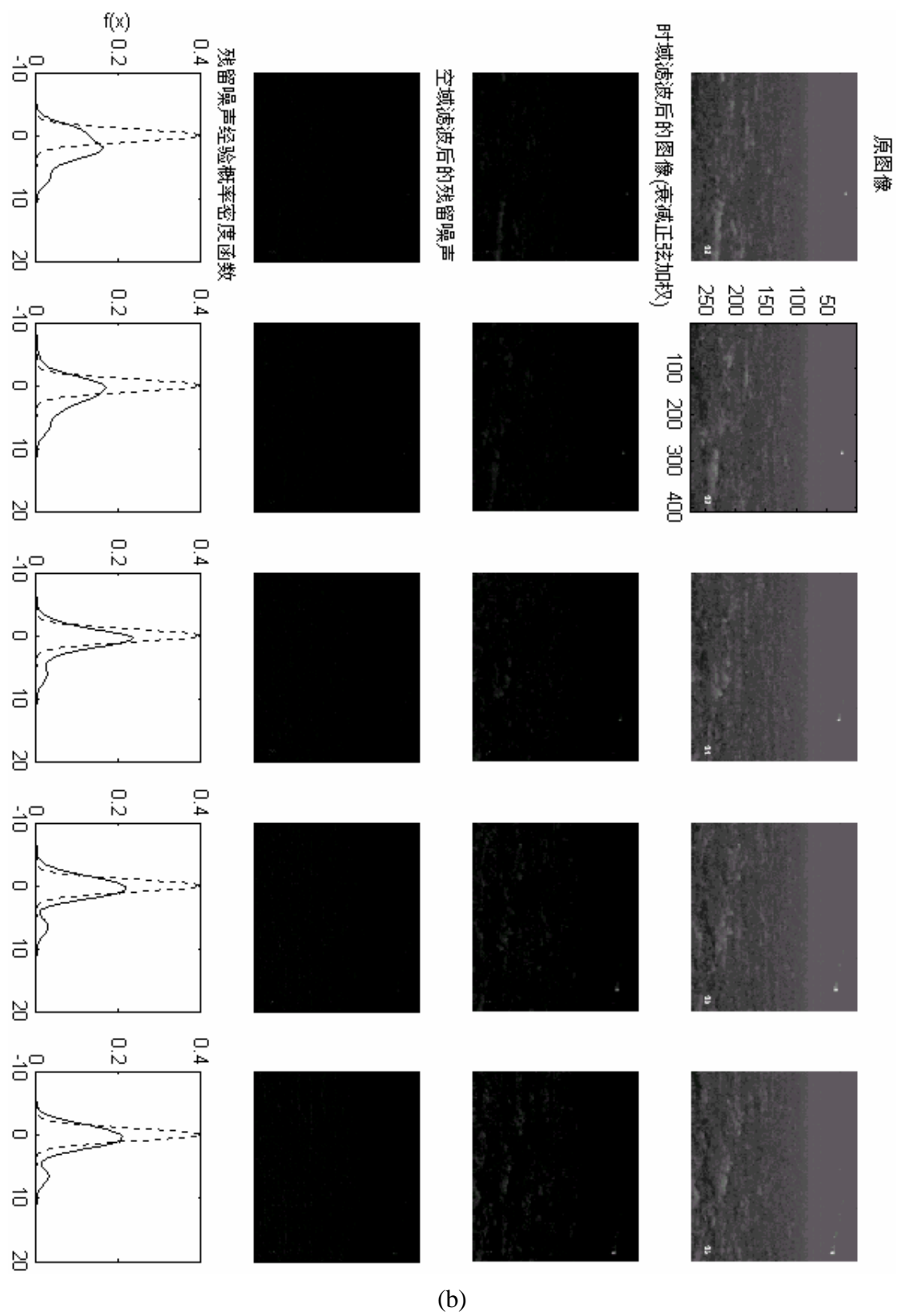


图 6.3 残留噪声高斯性检验结果

### 6.3.2 残留噪声独立性检验

表 6.1 对残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$ , ( $df = 99$ ),  
列向量之间的独立性检验结果

|     | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-----|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| U+G | 26.56 | 47.80 | 70.59  | 45.43 | 34.86 | 38.90 | 38.41 | 77.94 | 58.24 | 147.0 |
|     | 1.00  | 1.00  | 0.986  | 1.00  | 1.00  | 1.00  | 1.00  | 0.94  | 0.999 | 0.001 |
| WN  | 90.8  | 89.6  | 113.9  | 74.8  | 76.9  | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|     | 0.71  | 0.74  | 0.15   | 0.97  | 0.95  | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 6.2 对残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$ , ( $df = 99$ )  
行向量之间的独立性检验结果

|     | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60  | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|-----|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|
| U+G | 59.92 | 64.15 | 84.46  | 98.69 | 97.06 | 141.51 | 66.40 | 147.6 | 105.1 | 121.9 |
|     | 0.999 | 0.997 | 0.851  | 0.490 | 0.536 | 0.003  | 0.995 | 0.001 | 0.319 | 0.059 |
| WN  | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7  | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|     | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10   | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

表 6.3 对残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$ , ( $df = 99$ ),  
列向量之间的独立性检验结果

|          | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60 | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|----------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| DS+<br>G | 57.71 | 41.02 | 80.73  | 79.38 | 57.29 | 48.18 | 47.36 | 77.92 | 66.32 | 94.31 |
|          | 0.999 | 1.00  | 0.910  | 0.927 | 0.999 | 1.00  | 1.00  | 0.942 | 0.995 | 0.615 |
| WN       | 90.8  | 89.6  | 113.9  | 74.8  | 76.9  | 94.2  | 98.5  | 91.7  | 93.4  | 88.7  |
|          | 0.71  | 0.74  | 0.15   | 0.97  | 0.95  | 0.62  | 0.50  | 0.69  | 0.64  | 0.76  |

表 6.4 对残留噪声计算 Friedman 统计量  $S$  及  $\alpha = P(c_{df}^2 \geq S)$ , ( $df = 99$ ),  
行向量之间的独立性检验结果

|          | 1-100 | 1-50  | 51-100 | 26-75 | 1-30  | 31-60  | 61-90 | 1-20  | 41-60 | 71-90 |
|----------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|
| DS+<br>G | 58.20 | 73.05 | 91.43  | 100.8 | 93.02 | 132.77 | 76.41 | 135.7 | 115.9 | 137.4 |
|          | 0.999 | 0.977 | 0.693  | 0.430 | 0.651 | 0.013  | 0.955 | 0.009 | 0.117 | 0.006 |
| WN       | 94.4  | 108.5 | 80.3   | 121.6 | 97.2  | 117.7  | 71.8  | 99.8  | 114.1 | 76.8  |
|          | 0.61  | 0.24  | 0.92   | 0.06  | 0.53  | 0.10   | 0.98  | 0.46  | 0.14  | 0.95  |

在实验中，时域滤波时分别采用了 Uniform 和衰减正弦加权函数，在空域滤波时则利用了 Gabor 加权函数，其实验结果如图 6.3 所示。图像尺

寸为  $408 \times 272$ 。

从实验结果中可见，时域 Uniform，空域 Gabor 加权函数的杂波抑制效果和残留噪声的高斯性比时域 Damped Sinusoid，空域 Gabor 加权函数好。但是，残留噪声的独立性较差。

在对残留噪声进行其高斯性检验时，从残留图像中任意取了大小为  $20 \times 10$  的图像块，然后对其计算 Kendall 相关系数，并画出了经验概率密度函数。

在对残留噪声进行其独立性检验时，从残留图像中任意取了大小为  $100 \times 100$  的图像块，然后对其计算 Friedman 统计量，并以表的形式分别给出了行向量和列向量之间的独立性。为了便于比较还给出了尺寸为  $100 \times 100$  的白噪声矩阵及相应 Friedman 统计量。（注意， $a \rightarrow 0$  表示相应行或列向量越来越相关。）

## § 6.4 总结

由于背景杂波强度远远大于传感器内部噪声和目标强度,并且在很多实际情况下,背景杂波是运动的如海面气流运动,空中云雾飘动,传感器的颤动所引起的运动(这时还需要传感器全局运动补偿等校正措施)等,而成了目标检测的一大障碍。因此,背景杂波抑制在信号检测中起关键作用。至于抑制动杂波,传统的邻帧差分技术无能为力。本文在研究杂波运动机理和数理模型的基础上,假定杂波是时空非平稳随机过程,采用时空非参数预测技术来抑制杂波。它适合于抑制任何类型的动态杂波,实现简单,运算速度快等特点。

实验结果表明,因杂波环境较复杂,时空非参数滤波并非总是很灵,有时成功的消除动态杂波,有时则不完全能消除。所以,需要对抑制技术进行进一步研究,以便对付各种各样的动态杂波。



## 第七章 TBD 技术性能分析

### § 7.1 基于多帧的目标能量积累问题提出

微弱点状运动目标的检测是在IRST系统中关键而且十分困难的子过程。微弱点状运动目标检测中的主要难点体现在如下几个方面：

目标呈点状，目标支持域尺寸趋于点，无形状，尺寸，纹理等信息可利用。

点目标在其邻域内 SNCR 很低，对全范围内整个图像域的 SNCR 就更低。

目标随机出现，必须在整个空域内进行搜索。

由于微弱点状运动目标的信噪杂波比极低，使得在单帧图像上几乎不可能检测出目标，或即使检测出目标也常常伴随着大量的假目标。因此，目前的检测技术多采用基于多帧的检测技术。所谓多帧检测技术是指从给定的一段三维图像（二维空间，一维时间）中检测出目标并估计其运动轨迹。

微弱点状运动目标在检测中可利用的有效特征仅有两个：一个是目标的亮度，另一个是目标的运动轨迹。它们在短时间内具有平稳特性。在检测微弱点状运动目标时，按照上述两种目标特征使用顺序的不同，可将多帧检测技术分为两大类，一类为先检测后跟踪技术（Detect-Before-Track），另一类为先跟踪后检测技术（Track-Before-Detect）。前者首先根据目标的灰度特性对单帧图像进行灰度阈值判别，然后在分割后的图像序列中根据目标的短时运动速度特性，利用数据关联的方法来寻找可能的目标轨迹，这种方法与数字通信中的“硬判决”很相似，计算相对简单，但要求较高的信噪比环境。而后者首先根据目标的短时运动特性，通过累积所有可能运动轨迹上的目标能量，然后利用累积统计量来判别各条轨迹是否为真实目标运动轨迹。这种方法与数字通信中的“软判决”很相似，计算相对复杂，但能应付较低的信噪比环境。

DBT 技术以其计算量少，速度快等特点，在高 SNR 环境中得到了非常广泛的应用。然而，在低 SNR 环境，其检测性能则显著下降。这时，它对前端杂波抑制预处理过程提出很高的要求。

TBD 技术虽然较复杂，但是以其能进一步提高 SNR 等特点在低 SNR 环境中被广泛使用。但是，TBD 技术性能并非总是最佳的，关键在于它能否成功地累积分布在一段图像序列中的目标能量。因为目标随机出现且其运动特性是未知的，所以在一定的假设下，需要在全时空领域搜索。TBD 技术是成功地实现目标能量增强是以搜索目标可能的运动轨迹时间为代价的。如果目标运动特性较复杂及参与

检测的帧越多，则其所需时间也就越长。若 TBD 检测时间长，则产生目标跟踪时间延迟，即与实际运动目标失去了同步。

可见，TBD 和 DBT 技术各有其优点和缺点，它们之间的优劣性分析与比较就成了本章主要内容。在理想情况下，TBD 和 DBT 技术的检测性能比较项目包括：各自所需最小  $SNR_{in}$ ，检测增益，TBD 过程的性能边界等。

本章使用经过杂波抑制后的图像序列模型：

$$Z(\mathbf{r}, k) = S(\mathbf{r}, k) + V(\mathbf{r}, k) \quad (7-1)$$

式中， $V(\mathbf{r}, k)$  为残留噪声。

## § 7.2 TBD 和 DBT 过程模型

### 7.2.1 DBT 过程模型

DBT 过程接收一组组观测图像，在每一帧每一个像素点上进行二元判决，得到可能的目标（其中大部分可能是虚假目标），然后根据目标运动假设，将它们与先有的轨迹关联或者开始新的轨迹后，判断所产生的每一条轨迹是否为真实目标轨迹，若某条不是，则删除之，依此类推。

不失一般性，我们假设经背景杂波抑制后的残留噪声具有零均值、方差为 1 的白高斯特性。如果像素位置上存在目标时，该像素强度被目标强度  $A$  给增强，服从均值为  $A$ 、方差为 1 的白高斯分布。为判断像素  $Y$  的位置上是否存在目标，分别给出目标存在  $H_1$  和目标不存在  $H_0$  等两个假设，即

$$Y = \begin{cases} n+A & H_1 \\ n & H_0 \end{cases} \quad (7-2)$$

根据上述像素统计特性，下面分别给出其检测概率，虚警概率及漏警概率分别为：

$$P_d = \Psi(A - \mathbf{x}) \quad \text{和} \quad P_{fa} = \Psi(-\mathbf{x}) \quad \text{和} \quad P_{miss} = \Psi(\mathbf{x} - A) \quad (7-3)$$

$$\Psi(h) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \int_{-\infty}^h e^{-x^2/2} dx \quad (7-4)$$

其中， $h$  为门限， $\Psi(h)$  为标准高斯分布函数。

至于具体的基于目标运动假设的数据关联技术，可以采用直接的关联法和变换后观察法如 Hough 变换等。

## 7.2.2 TBD 过程模型

TBD 过程最基本的任务是利用目标的运动信息来增强目标能量，减少噪声干扰，即提高 SNR。

定义， $Z^k(\mathbf{r}) = \mathbf{Z} = (Z(\mathbf{r}, 1) = \mathbf{Z}_1, \dots, Z(\mathbf{r}, k) = \mathbf{Z}_k)^T$  表示到时刻  $k$  为止的图像序列矩阵，其维数为  $k \times (i \times j)$ 。再定义另一个基于目标运动特性的线性函数矩阵  $\Phi \in R^{k \times (i \times j)}$ ，使得处理后的图像  $\mathbf{Y} = \Phi^T \mathbf{Z}$ 。

例如：若令  $\Phi = \underbrace{(1, 0, 0, \dots, 0)}_{i \times j}; \underbrace{0, \dots, 0}_{i \times j}; \dots; \underbrace{0, \dots, 0}_{i \times j})^T$ ，则  $\mathbf{Y}$  的第一个元素就是第一帧的第一个像素，而其它元素都为零。若令  $\Phi = \frac{1}{\sqrt{k}} \underbrace{(1, 0, 0, \dots, 0)}_{i \times j}; \dots; \underbrace{0, \dots, 0, 1}_{i \times j})^T$ ，则

$$\mathbf{Y} = \text{Diag}(Z_{1,1}, Z_{2,2}, \dots, Z_{k,k})。$$

更进一步，我们定义置换矩阵  $P$ ，它是由单位矩阵派生出来的，即将单位矩阵的第一行（列）移动到最后一行（列），将其它行（列）都往上（左）移动而获得。

$$\text{若 } P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 则 } P \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \mathbf{x}_3 \\ \mathbf{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_2 \\ \mathbf{x}_3 \\ \mathbf{x}_4 \\ \mathbf{x}_1 \end{bmatrix} \text{ 和 } [\mathbf{x}'_1 \ \mathbf{x}'_2 \ \mathbf{x}'_3 \ \mathbf{x}'_4] \cdot P = [\mathbf{x}'_4 \ \mathbf{x}'_1 \ \mathbf{x}'_2 \ \mathbf{x}'_3]$$

用置换矩阵很容易定义其它运动假设，例如：

若需要假设目标的从上至下的运动，则

$$\Phi_{\downarrow} = \frac{1}{\sqrt{k}} [I_m \ P_m^v \ P_m^{2v} \ \dots \ P_m^{(k-1)v}]^T \quad (7-5)$$

若要假设从上至下的运动，则：

$$\Phi_{\uparrow} = \frac{1}{\sqrt{k}} [I_m \ P_m^{(k-1)v} \ P_m^{(k-2)v} \ \dots \ P_m^v]^T \quad (7-6)$$

若要假设从左至右的运动，则  $\mathbf{Y} = \mathbf{Z}^T \Phi_{\uparrow}$ ；若要假设从右至左的运动，则  $\mathbf{Y} = \mathbf{Z}^T \Phi_{\downarrow}$ ；若要假设从左下角至右上角的运动，则  $\mathbf{Y} = \sqrt{k} (\Phi_{\uparrow})^T \mathbf{Z}_{diag} \Phi_{\uparrow}$ ；若要假设从左上角至右下角的运动，则  $\mathbf{Y} = \sqrt{k} (\Phi_{\downarrow})^T \mathbf{Z}_{diag} \Phi_{\uparrow}$ ；

其中， $I_m$  是维数为  $m = i \times j$  的单位矩阵； $v$  为目标运动速度，其单位为 ppf(pixels per frame)； $\mathbf{Z}_{diag}$  为对角矩阵，即  $\mathbf{Z}_{diag} = \text{Diag}(\mathbf{Z})$ 。

这样，对于每一种目标运动假设  $\Phi$ ，将得到一帧统计图像  $\mathbf{Y}_\Phi$ ，然后对其每个元素进行二元判决。这一点上与 DBT 过程有区别：在 DBT 中二元判决前是杂波抑制后的图像序列，而在 TBD 中则是杂波抑制后，再加一个依据目标运动假设增强目标能量过程，即将 SNR 进一步提高后再进行二元判决。从而使得对 TBD 和 DBT 检测性能进行比较成为可能。

现在，我们来研究一下  $\mathbf{Y}$  的统计特性：若  $\Phi$  正交，则  $\mathbf{Y}$  的元素也是独立高斯随机变量，它在假设  $H_0$  和  $H_1$  下，分别服从  $N(0,1)$  和  $N(\sqrt{k}A,1)$ 。其检测概率，虚警概率及漏警概率分别为：

$$P_d = \Psi(\sqrt{k}A - t) \text{ 和 } P_{fa} = \Psi(-t) \text{ 和 } P_{miss} = \Psi(t - \sqrt{k}A) \quad (7-7)$$

### § 7.3 TBD 和 DBT 性能比较分析

利用上述分析中得到的统计特性，可以对 TBD 和 DBT 过程的性能进行比较：

#### A. 最小 SNR

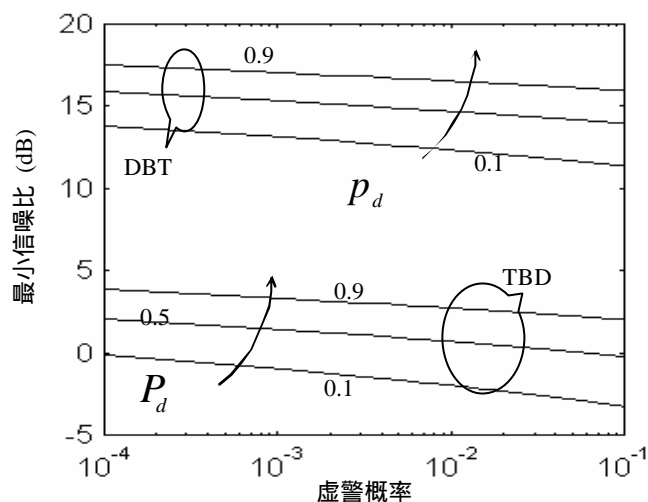
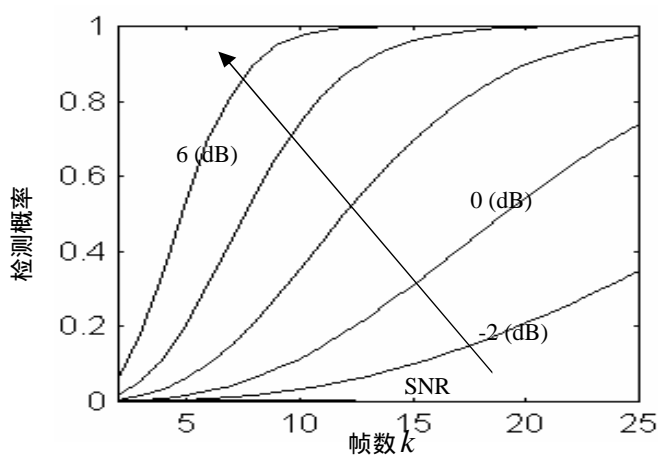
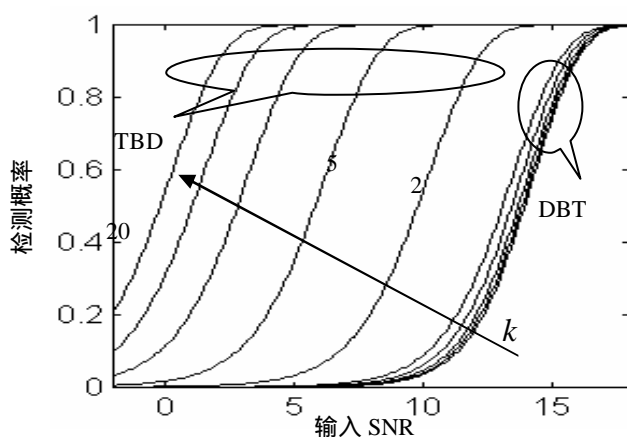
$SNR_{min}$  定义为：

$$SNR \xrightarrow{\text{constant } P_{fa}, P_d, k} SNR_{min} \quad (7-8)$$

它是在相同的虚警概率条件下获得，即  $P_{fa}(\mathbf{Z}) = P_{fa}(\mathbf{Y})$ 。其中：

$$\left. \begin{aligned} P_{fa}(\mathbf{Z}) &= 1 - (\Psi(\mathbf{x}))^{i \cdot j \cdot k} \\ P_d(\mathbf{Z}) &= \Psi(A - \mathbf{x}) \\ \mathbf{x} &= \Psi^{-1}((1 - P_{fa}(\mathbf{Z}))^{\frac{1}{i \cdot j \cdot k}}) \\ P_{fa}(\mathbf{Y}) &= 1 - (\Psi(\mathbf{t}))^{i \cdot j} \\ P_d(\mathbf{Y}) &= \Psi(\sqrt{k}A - \mathbf{t}) \\ \mathbf{t} &= \Psi^{-1}((1 - P_{fa}(\mathbf{Y}))^{\frac{1}{i \cdot j}}) \\ SNR &= 10 \lg(A)^2 \text{ (dB)} \end{aligned} \right\} \quad (7-9)$$

图(7.1)，在不同的虚警概率下，给出了 TBD 和 DBT 所要求的  $SNR_{min}$ 。图中可见，随着  $P_{fa}$  的增加  $SNR_{min}$  有所下降。另外， $SNR_{min}$  较强地依赖于  $P_d$  和  $k$ 。以下的分析中，图像大小取为  $i \times j = 128 \times 128$  像素。


 图 7.1 在不同  $P_{fa}$  和  $P_d$  下 (取  $k=20$ ) 的  $SNR_{min}$ 

 图 7.2 在不同的  $k$  和输入  $SNR$  下 (取  $P_{fa}=0.1$ ) 的  $P_d$ 

 图 7.3 在不同的  $SNR_{in}$  和  $k$  下 (取  $P_{fa}=0.1$ ) 的  $P_d$ 

图(7.2), 在不同的帧数  $k$  和  $SNR_{in}$  下, 给出了 TBD 和 DBT 过程的检测概率。图中可见,  $SNR_{in} < SNR_{min}$  下, 检测概率很小, 即检测性能很差。要获得较好的检测性能, 必须有  $SNR_{in} > SNR_{min}$ 。

图(7.3),在不同的  $SNR_{in}$  和帧数  $k$  下,给出了 TBD 和 DBT 过程的检测概率。图中可见, DBT 算法只有在高信噪比下才有较高的检测性能,而对于弱目标其检测概率几乎等于零。相反, TBD 能在很低的  $SNR$  下,通过多帧积累的方法提高本身的检测性能。不过对输入  $SNR$  和帧数  $k$  较敏感。

## B. 检测增益

检测增益可以由信噪比增益 ( $SNR_{gain}$ ) 来表征。  $SNR_{gain}$  定义为:

$$SNR_{gain} = 10 \log \left( \frac{P_r \cdot \sqrt{k} \cdot \mathbf{x}}{t} \right)^2 \text{ (dB)} \quad (7-10)$$

其中,  $P_r$  为准确累积概率且  $P_r \propto SNR_{in}$ 。若输入信噪比越高,目标运动速度的估计就越准确,从而  $P_r$  越高。

图(7.4),在不同的  $SNR_{in}$  和帧数  $k$  下,画出了  $SNR_{gain}$ 。图中可见,若  $SNR_{in} \rightarrow \infty$ ,  $SNR_{gain}$  越接近已知理想情况,与当  $SNR_{in} \rightarrow \infty$  时目标运动轨迹完全可以知道这一事实完全一致。这时,  $P_r = 1$ 。

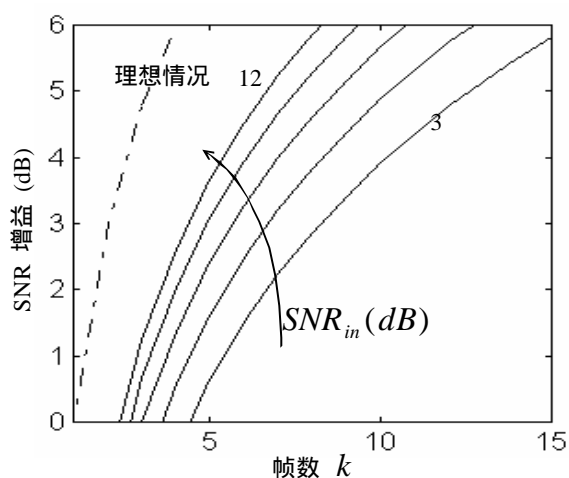


图 7.4 在不同  $SNR_{in}$  和  $k$  下的  $SNR_{gain}$

## C. TBD 过程的性能边界

从上述分析中得知,在低信噪比环境下, TBD 过程的检测性能优于 DBT 过程。特别是,累积时间越长(累积帧数越多),其检测增益就越高。但是,实际应用中,因为目标运动速度的估计和检测过程本身需要很多时间,所以累积时间不能取长。为了解释总检测时间的重要性,我们举这样一个例子:在给定条件下,

要精确发现海面或地面巡航导弹位置和运动速度，若检测器再需要几秒钟时间，则这可能相当大地增加受到袭击歼灭的可能性。

下面，在适当的累积时间下，讨论 TBD 过程的检测边界。

从以上分析中可见，TBD 过程根据目标运动特性假设多条不同的轨迹。对于每一个假设  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n$ ，得到相应的累积图像  $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_n$ 。我们通过分析那么多假设的统计互相关和利用同时统计推断 (Simultaneous Statistical Inference) 理论，给出虚警概率的上边界。

先考虑两个假设  $\Phi_1$  和  $\Phi_2$ ，代表两条正交的目标运动轨迹，则  $\mathbf{F}_1^T \mathbf{Z}$  和  $\mathbf{F}_2^T \mathbf{Z}$  相互独立，结果  $SNR_{gain}$  减少，即：

$$SNR_{gain} = 10 \log \left( \frac{P_r \cdot \sqrt{k} \cdot \mathbf{X}}{t} \right)^2 = 10 \log \left( \frac{P_r \cdot \sqrt{k} \cdot (\Psi^{-1}((1 - P_{fa}(\mathbf{Z}))^{\frac{1}{i \cdot j \cdot k}}))}{\Psi^{-1}((1 - P_{fa}(\mathbf{Y}))^{\frac{1}{i \cdot j \cdot 2}})} \right) \quad (7-11)$$

可见，这第二个假设的引入将导致检测增益的减少。若定义  $k$  个假设，即  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k$ ，分别代表  $k$  条相互正交的目标运动轨迹，则增益将减少至  $SNR_{gain} = 10 \log(P_r \cdot \sqrt{k})^2$ 。但是，在实际应用中，我们不会去假设那么多的正交轨迹，然而会做出相关性较强的假设。

令  $\mathbf{c}_{rl}$  为矩阵  $\Phi_l^T$  的行向量（维数为  $1 \times (i \cdot j \cdot k)$ ）， $l = 1, 2, \dots, m$ ， $r = 1, 2, \dots, i$ ；则令  $\mathbf{v}_{pl}$  为在  $\mathbf{c}_{rl}$  中相互正交的行向量， $p = 1, 2, \dots, f$ ， $m \gg f$ 。再令  $\mathbf{z}_c$  为矩阵  $\mathbf{Z}$  的列向量（维数为  $(i \cdot j \cdot k) \times 1$ ）， $c = 1, 2, \dots, j$ 。

在  $m$  个运动轨迹假设下，得到相应的  $m$  帧统计图像，其中计算虚警概率为：

$$P_{fa} = 1 - P \bigcap_{i,j,m} [y_{i,j,m} < t] \quad (7-12)$$

$$= 1 - P \bigcap_{r,c,l} [\mathbf{c}_{rl} \mathbf{z}_c < t] \quad (7-13)$$

$$\leq 1 - P \bigcap_{p,c,l} [\mathbf{v}_{pl} \mathbf{z}_c < t] \quad (7-14)$$

$$\leq 1 - P[(\mathbf{v}_{pl} \mathbf{z}_c)^T (\mathbf{v}_{pl} \mathbf{z}_c) < t^2] \quad (7-15)$$

$$= 1 - P[\mathbf{z}_c^T (\mathbf{v}_{pl}^T \mathbf{v}_{pl}) \mathbf{z}_c < t^2] \quad (7-16)$$

$$= 1 - \mathbf{c}_f^2(t^2) \quad (7-17)$$

其中，式(7-14)是在  $m$  条轨迹中，只考虑  $f$  条相互正交的轨迹后获得。式

(7-15)是在第三章介绍的同时统计推断理论中，使用引理 1 的结果。(7-17)则是使用引理 2 的结果。

从而，在实际应用中，可能的  $SNR_{gain}$  为：

$$SNR_{gain} = 10 \log \left( \frac{P_r \cdot \sqrt{k} \cdot (\Psi^{-1}((1 - P_{fa}(\mathbf{Z}))^{\frac{1}{i \cdot j \cdot k}}))}{\sqrt{\mathbf{c}_f^{2^{-1}}(1 - P_{fa})}} \right) \quad (7-18)$$

## § 7.4 结论与总结

TBD 和 DBT 过程都是基于多帧的提高信噪比的方法。DBT 技术以其计算量少，速度快等特点，在高 SNR 环境中得到了非常广泛的应用。然而，在低 SNR 环境，其检测性能则显著下降。这时，它对前端杂波抑制预处理过程提出很高的要求。TBD 技术虽然较复杂，但是以其能进一步提高 SNR 等特点在低 SNR 环境中被广泛使用。但是，TBD 技术性能并非总是最佳的，关键在于它能否成功地累积分布在一段图像序列中的目标能量。因为目标随机出现且其运动特性是未知的，所以在一定的假设下，需要在全时空领域搜索。TBD 技术是成功地实现目标能量增强是以搜索目标可能的运动轨迹时间为代价的。如果目标运动特性较复杂及参与检测的帧越多，则其所需时间也就越长。若 TBD 检测时间长，则产生目标跟踪时间延迟，即与实际运动目标失去了同步。可见，TBD 和 DBT 技术各有其优点和缺点，它们之间的优劣性分析与比较就成了本文的一个研究内容。在理想情况下，研究了 TBD 和 DBT 过程的性能比较项目如各所需最小  $SNR_{in}$ ，检测增益，TBD 过程的性能上界等。给出了理论分析和仿真结果，得到了重要的结论。分析和实验结果表明，在低信噪比条件下，TBD 优于 DBT 过程。在高低信噪比环境下，DBT 以计算量少、算法简单等特点却优于 TBD 过程。

在上述性能比较过程中，重点放在了其检测性能。并没有考虑什么样的数据关联技术最适合于 DBT 过程，在积累过程中应采用哪种目标运动速度估计方法以及为确认真实目标而所花去的平均时间等一些问题。这些开放问题有待于进一步得到解决。



## 第八章 基于时空分集与线性合并的 TBD 技术

前一章研究结果表明，TBD 过程适合于微弱点状运动目标的检测。所以，我们在两种 IRST 系统改进方案中都引入了 TBD 过程如图(1.8)和图(1.9)所示。此 TBD 过程应用于杂波消除后的图像序列，在 CFAR 或 Bayes 二元判决以前根据目标运动轨迹假设来进一步提高 SNR，从而改进了 IRST 系统检测性能。

本章利用移动通信领域时空分集理论，研究了一种用于 TBD 过程的目标搜索和运动轨迹估计技术。实验结果表明了此技术方案的有效性。而后，将此技术应用范围拓宽，使其支持多速率、多信噪比和多尺寸( $1 \times 1 \sim 9 \times 9$  像素)运动目标的情况，得到了一定的理论分析和实验结果。

本章使用经过杂波抑制后的图像序列模型：

$$Z(\mathbf{r}, k) = S(\mathbf{r}, k) + V(\mathbf{r}, k) \quad (8-1)$$

式中， $V(\mathbf{r}, k)$  为残留噪声。为便于理论分析，假定它服从零均值、方差为 1 的高斯随机过程。

### § 8.1 问题的提出

已多次提起 TBD 过程最基本的任务是利用目标的运动信息来增强目标能量，减少噪声干扰，即提高 SNR。其中关键在于具体如何实现，即如何估计目标可能的运动轨迹以及如何去搜索等。现有两种实现思路：一种为直接在时空领域搜索所有可能的目标轨迹，然后在每条轨迹上按照所假设的运动速度将目标能量累加的方法；另一种为先将三维图像序列映射到二维投影图像中，在投影图像上搜索目标的所有可能轨迹，然后再在每条轨迹上按照所假设的运动速度将目标能量累加的方法。可见，这两种方法的基本不同点就是轨迹搜索领域，前者是时空三维空间，后者则二维投影空间。在理想情况下，前者性能最好，是以巨大的计算量为代价的。后者性能次之，但是以减少数据维数而获得计算量少，易于实时实现等特点。

本文采用第二种策略。在具体实现时，我们利用了移动通信领域常用的时间和空间分集接收理论，将两者结合实施来实现了一种 TBD 过程。其中，时间分集承担了从三维向二维的投影任务，而空间分集则在某条假设的运动轨迹上，实现目标能量的分集。

在移动通信系统中，分集接收包括两层含义：一是待接收的是在传输过程中被分散了的信号分量，另一是对经独立接收的信号众多分量进行合并

(Combining)。可见，各信号分量是要求是互不相关的。与IRST系统对比，因为目标在运动，所以可以说目标能量分散在连续多帧中；而且对输入时空三维数字图像通过时空杂波抑制处理后，前后图像间和单帧图像内已消除了相关性，故信号分量（对应着像素取值）要互不相关这一要求也就满足了。从而，我们可以将在通信领域常用的信号接收基本理论可以应用到图像序列中检测微弱运动目标的检测与跟踪领域。

## § 8.2 基于时空分集理论的 TBD 实施方案

### 8.2.1 功能框图

基于时空分集理论的 TBD 过程功能框图如图(8.1)所示：

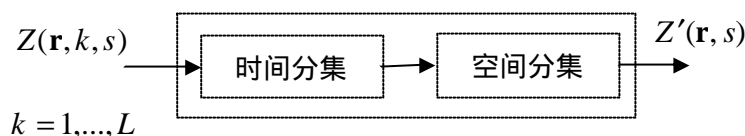


图 8.1 基于时空分集的 TBD 过程功能框图

时域分集的作用是将一组时空三维图像时间分集到一个二维组合图像上。其示意图如图(8.2)所示。

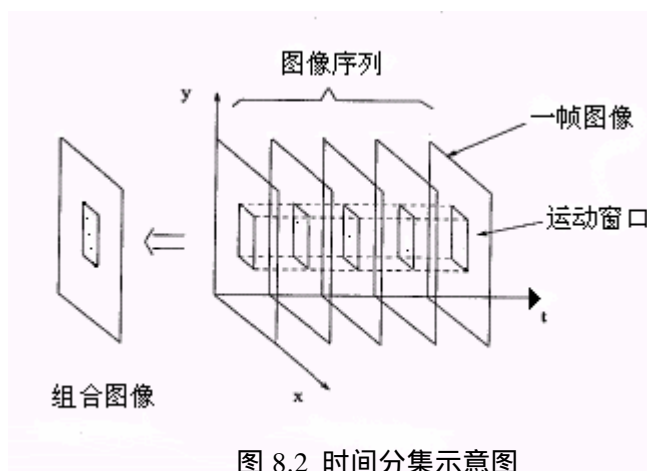


图 8.2 时间分集示意图

这样，原来在时空三维领域搜索目标问题简化为只在二维空域搜索，计算量大大降低。一般，参加时间分集的帧数不能太多，故在这么短的时间内可以认为目标是直线运动的，但就是不知道往哪个方向走动，这是为什么对运动轨迹进行假设的根本原因。

总之，组合图像上每一个点都有可能是目标，且只知道它做直线运动。所以，对每一点先假设可能的八条运动轨迹如图(8.3)所示。然后，在每条轨迹上进行空间分集，将其合并结果送至检测器与某先定门限进行比较。若大于此门限，此条运动轨迹算是真实目标运动轨迹；否则，不是。依此类推，直到所有点的可能运

动轨迹都验证完为止。

图(8.3)中，采用窗口法是因为所假设的目标直线运动只有在此窗口内才有效。窗口尺寸与目标的运动速度，目标尺寸，参与时间分集的帧数以及参与空间分集的点（像素）数目有关。在组合图像中的每一点都采用同样尺寸的窗口，故此窗口具有移动性质。

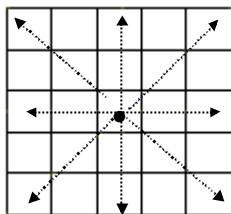


图 8.3 假设的运动轨迹示意图

在时空分集中，如何进行合并是关键。下面，先研究几种合并方式，然后其中选择适合本题的合并方式。

式(8-2)，对每一点，给出统一的合并公式：

$$\mathbf{z} = \sum_{i=1}^M w_i z_i \quad (8-2)$$

其中， $z$  为参与时间或空间分集合并的像素灰度值； $w$  为相应的权重。

这样，分配权重方法的不同，就出现不同的合并方式。如：

### 1. 选择式合并法

分配权重规则为：

$$w_i = \begin{cases} 1 & z_i = \max \{z_1, \dots, z_M\} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (8-3)$$

### 2. 最大比值合并法

分配权重规则为：

$$w_i = \frac{z_i}{b_i} \quad (8-4)$$

其中， $b_i$  为  $z_i$  空间邻域噪声方差。结果，能使  $\frac{z_i}{b_i}$  大的点  $z_i$  上所分配的  $w_i$  也就大。

### 3. 均等增益合并法

分配权重规则为：

$$w_i = 1 \quad \text{for all } z_i \quad (8-5)$$

### 8.2.2 合并方式的选择

令  $C(\mathbf{r}, s)$  为组合帧，在时间平行分集（平行投影）下，考虑以下基本事实：

- 若在时空三维空间中，某一点如  $Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)$  处有目标，则在组合帧相应点  $C(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处最多只有一个分集结果为目标（在多目标运动情况下，只要不出现不同时刻但相同位置上的运动目标即可满足上述条件）。
- 若在时空三维空间中，所有  $M$  个点  $\{Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)\}_{k=1}^M$  处无目标，则在组合帧相应点  $C(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处无目标存在。

根据以上的考虑和性能分析结果，并结合本题的特点，针对时间分集选用选择式合并法比较合适，但它不适用于空间分集合并。

针对最大比值合并法和均等增益合并法，在残留噪声服从标准正态分布，某一条运动方向上，目标全出现时，可以给出最大平均信噪比分别为：

最大比值合并法所能获得的最大平均信噪比为：

$$\bar{g}_{out} = \frac{\overline{\left( \sum_{i=1}^M w_i z_i \right)^2}}{\sum_{i=1}^M w_i^2 b_i} = \frac{\overline{\left( \sum_{i=1}^M w_i z_i \right)^2}}{\sum_{i=1}^M w_i^2 b} \leq \sum_{i=1}^M \frac{\overline{z_i^2}}{b} = \sum_{i=1}^M \frac{s_i^2 + b}{b} = M + \sum_{i=1}^M g_i = M + M g_{in} \quad (8-6)$$

其中，利用了 Schwarz 不等式，即

$$\left| \sum_{i=1}^M w_i z_i \right|^2 \leq \left( \sum_{i=1}^M \frac{z_i^2}{b} \right) \left( \sum_{i=1}^M w_i^2 b \right) \quad (8-7)$$

且假定  $b_1 = b_2 = b_3 = \dots = b_M = b$ ， $g_1 = g_2 = g_3 = \dots = g_M = g_{in}$ 。

均等增益合并法所能获得的最大平均信噪比为：

$$\begin{aligned} \bar{g}_{out} &= \frac{\overline{\left( \sum_{i=1}^M z_i \right)^2}}{Mb} = \frac{\sum_{i=1}^M \overline{z_i^2} + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M \overline{z_i z_j}}{Mb} = \frac{\sum_{i=1}^M (s_i^2 + b) + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^M s_i s_j}{Mb} \\ &= 1 + \frac{(M + M(M-1))}{M} g_{in} = 1 + M g_{in} \end{aligned} \quad (8-8)$$

比较式(8-6)和式(8-8)可见，在 Gaussian 白噪声条件和理想情况下，最大比值合并法所能获得的最大平均信噪比比均等增益合并法要高。由于均等增益合并法具有实现简单，实时性好等优点，所以而针对空间分集，本文选用了均等增益合并法。

## 8.2.3 应用实例

下面将要讨论残留噪声  $V(\mathbf{r}, k, s)$  为标准高斯白噪声时的一种 TBD 实现技术。其过程如图(8.4)虚框部分所示。

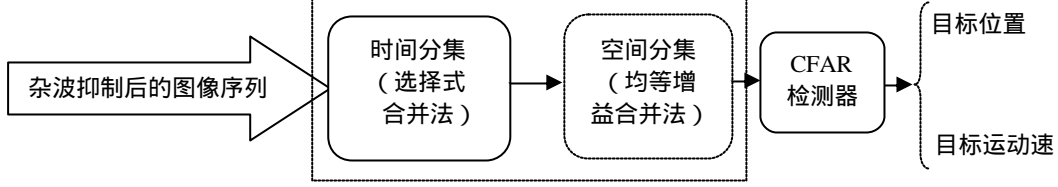


图 8.4 高斯白噪声时的一种实现方案

其中，时间分集过程如图(8.2)，空间分集过程如图(8.3)所示。

令  $C(\mathbf{r})$  为组合帧，则有：

$$C(\mathbf{r}_{ij}) = \max\{Z(\mathbf{r}_{ij}, 1), Z(\mathbf{r}_{ij}, 2), \dots, Z(\mathbf{r}_{ij}, N)\} \quad (8-8)$$

研究组合图像  $C(\mathbf{r})$  中的任意像素  $\mathbf{r}_{ij} = (x_i, y_j)$  的统计特性：若该点不含目标，则随机变量  $C_0(\mathbf{r}_{ij})$  的概率密度函数为（详细推导过程已在三章中给出）：

$$f_{C_0}(y) = N \cdot \Psi(y)^{N-1} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{y^2}{2}} \quad (8-9)$$

若该点含目标，则随机变量  $C_1(\mathbf{r}_{ij})$  的概率密度函数为：

$$\begin{aligned} f_{C_1}(y) = & (N-1)[\Psi(y)]^{N-2} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{y^2}{2}} \cdot \Psi(y-S) \\ & + \Psi(y)^{N-1} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p}} e^{-\frac{(y-S)^2}{2}} \end{aligned} \quad (8-10)$$

式中， $\Psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2p}} \int_{-\infty}^t e^{-x^2/2} dx$ 。

在  $h \times w$  邻域，分别在每条可能的运动轨迹（如图(8.3)所示）上进行空间分集，即

$$I_{idx} = \sum_{\mathbf{r} \in path} C(\mathbf{r}) \quad (8-11)$$

式中， $path$  表示搜索方向上各像素点的坐标。 $idx$  为搜索方向的索引值。当搜索方向不是目标运动轨迹时， $I_{idx}$  概率分布函数为：

$$F_{Y_0}(y) = P(Y_0 \leq y) = \prod_{i=1}^n P(C_0^i \leq y) = [\Psi(y)]^{N \cdot n} \quad (8-12)$$

当搜索方向正好为目标运动轨迹时， $I_{idx}$  的概率分布函数为：

$$F_{Y_1}(y) = P(Y_1 \leq y) = \prod_{j=1}^n P(C_1^j \leq y) = \Psi^n(y - S) \cdot [\Psi(y)]^{(N-1) \cdot n} \quad (8-13)$$

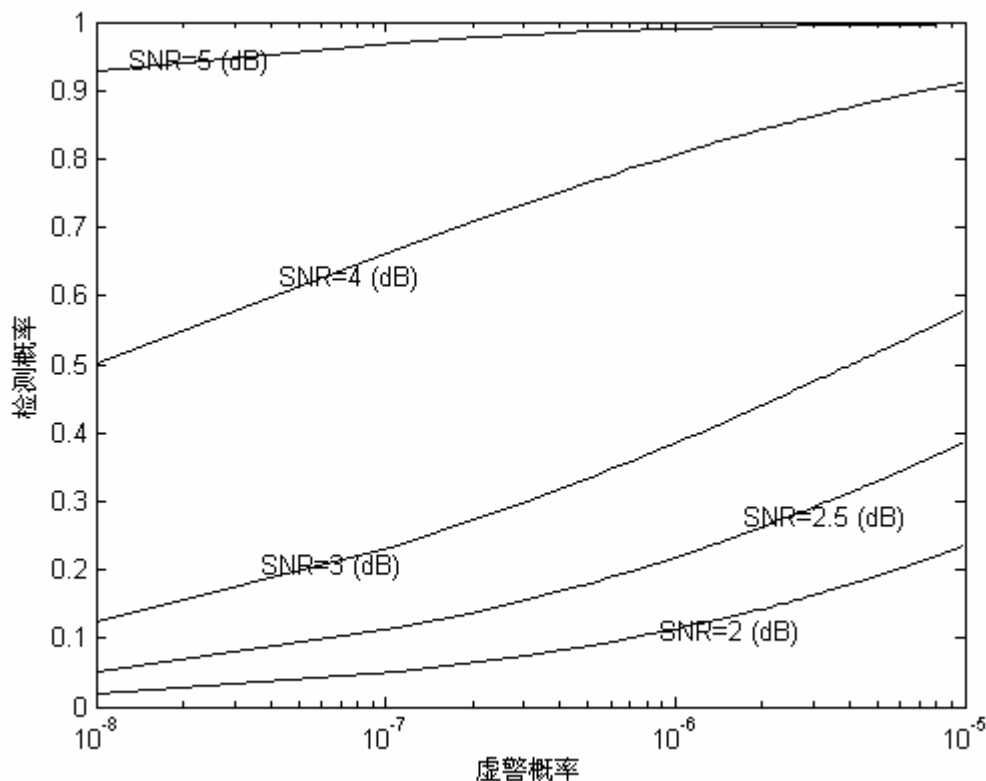


图 8.5 检测性能测试 ROC 曲线

根据  $K$ 、 $h$  值及虚警概率  $P_{fa}$ ，确定阈值  $h$ ，使得

$$P\{Y_0 > h\} = P_{fa} \quad (8-14)$$

若  $I_{idx} > h$ ，则判为有目标，否则判为无目标。

从图可看出，算法性能与  $SNR_{in} = 10 \lg |S|$  关系较大，若取  $K = 10, h = 5$ ，在虚警概率  $P_{fa} = 10^{-7}$ ，则当  $SNR_{in} > 5(\text{dB})$  时，检测算法的性能可满足实际需要。检测算法的性能还与参加投影的序列图像帧数有关，帧数越多，性能越好，但所花时间越多。在分析过程中，隐含认为目标运动速度为 1 个像素/帧。当目标运动速度不为 1 个像素/帧时，结合前章介绍的多速率解决方案，仍然可以使用上述方法进行目标检测及分析检测器的性能。

### § 8.3 多速率、多信噪比及多尺寸运动目标的检测解决方案

在以上的分析中，假定目标尺寸为 1 个像素，其亮度保持不变而且以每帧 1 像素(1ppf)速度运动。当然，这种假设只是在分析问题时才成立。然而，很多实际情况下，不同尺寸的很多目标以不同的速率在运动，且其亮度随时间发生着变化。本节为解决这些实际问题，对上述 TBD 过程进行一定的修改，然后针对众多系统参数之间的细微关系给予较详细的讨论和分析。

#### 8.3.1 解决方案设计

##### a) 多速率问题

多速率问题可以采用多分辨率技术来解决，即在时间分集后从组合帧中抽取多种分辨率的子图像，对每一个子图像分别进行空间分集，然后进行二元检测得到相应的目标及其运动速度，其过程如图(8.6)所示。

从图中可见，对子图像的空间分集和检测过程可以并行运行。至于子图像抽取方法，我们选用了金字塔式分辨率法，其过程如下：

定义抽样矩阵，即

$$\mathbf{s} = \begin{pmatrix} \Delta x & 0 \\ 0 & \Delta y \end{pmatrix} \quad (8-15)$$

抽样位置为：

$$\mathbf{r} = \mathbf{s}\mathbf{n} \quad (8-16)$$

其中， $\Delta x$  和  $\Delta y$  分别为  $x$  和  $y$  方向上的采样间隔； $\mathbf{n} = (n_1 \ n_2)^T \in \mathbf{Z}^2$  为坐标变量。

被抽取图像可以表示为：

$$Sub_{img}(\mathbf{r}) = \sum_{\mathbf{n}} C(\mathbf{v}\mathbf{n})\mathbf{d}(\mathbf{r} - \mathbf{s}\mathbf{n}) \quad (8-17)$$

这样，对于不同的  $\Delta x$  和  $\Delta y$ ，得到不同分辨率的子图像。因为这些图像分辨率逐渐变小，如果按照分辨率的降低顺序，将它们折叠在一起的话，就形成金字塔，故我们称之为具有金字塔式分辨率。在实验中，我们依次取了  $\Delta x = \Delta y \in \{2, 4, 8, 16\}$ 。

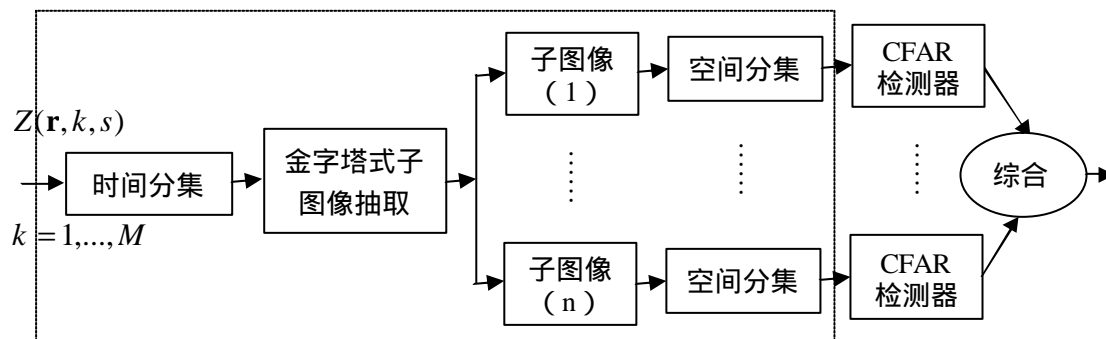


图 8.6 考虑多速率时的基于时空分集的 TBD 过程功能框图

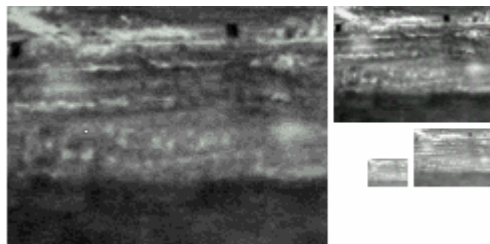


图 8.7 金字塔式分辨率子图像抽取结果

### b) 多信噪比问题

CFAR 检测器中,在给定的一个系统虚警概率  $P_{fa}$  条件下,能使检测概率最大的信噪比就可以定为门限。此门限一旦被定下,在检测过程中就保持不变。也就是说,CFAR 检测器使用固定门限能够检测出大于此门限的具有多种信噪比的目标。关键问题是如何检测小于此门限的那些较低信噪比的目标?

因为在给定的  $P_{fa}$  下,CFAR 检测器结构不能改,所以解决问题的思路是在检测前进一步提高信噪比,这就是 TBD 过程的任务。可见,还是需要对 TBD 过程进行一定的修改,以便支持多信噪比目标的检测。

具体实现时,按照 CFAR 检测器所指定的信噪比要求,先确定参与时间分集的帧数  $M, M+1, \dots, M+L$  后,分别进行时间分集,然后对其合并结果采用不同尺寸的运动窗口进行空间分集。其示意图如图(8.8)所示。

图中,对不同长度的图像序列所进行的时间分集和空间分集可以并行执行,也可以串行运行。这样,可以检测出具有不同信噪比的多个目标。

图(8.6)中,假设目标是以 1ppf 速率运动的。这时,如果需要考虑多速率运动目标,则可以合并实施图(8.6)和图(8.8)中的解决方案。

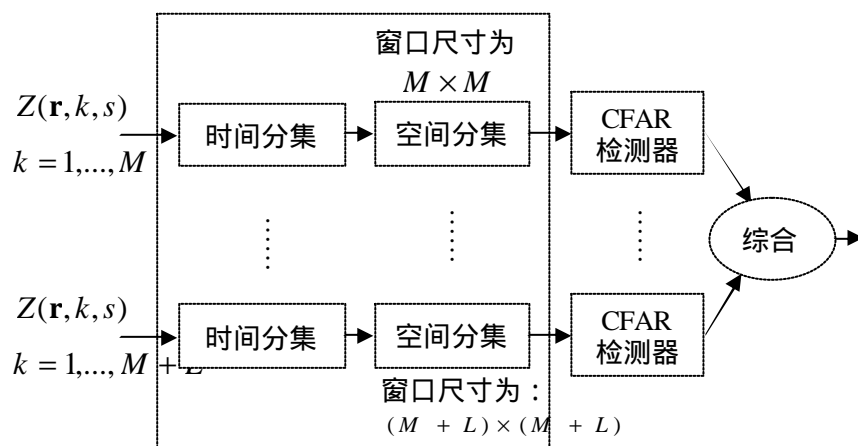


图 8.8 考虑多信噪比时的基于时空分集的 TBD 过程功能框图

### c) 多尺寸问题



至于多尺寸问题，我们可以提供两种解决方案：

一是采用多分辨率技术如图(8.7)。这时，目标尺寸被划分成许多小尺寸目标如原来尺寸为 $9 \times 9$ ，则经金字塔式分辨率抽取后变成 $9 \times 9$ ， $5 \times 5$ ， $\dots$ ， $1 \times 1$ 的目标。在每一个子图像中，单独进行空间分集、合并以及检测后，得到以不同速度运动的小尺寸目标。在综合器，从最低到高分辨率依次判断所检测出的小目标是否属于同一个大尺寸目标。判断依据是那些属于同一个大尺寸目标的各个小尺寸目标的平均亮度和运动速度是相同的。

另一是在空间分集时，将分集的对象以假设的目标尺寸为单位进行，即采取批处理法，其示意图如图(8.9)所示。图中可见，假设的目标尺寸为 $2 \times 2$ ，在空间分集时，以此尺寸为单位，从八条（用不同的颜色表示）运动轨迹中，进行分集和合并。



图 8.9 考虑多尺寸运动目标时的空间分集示意图

在进行检测时，也可以采用批量检测法，即原来在一个像素点上，根据其合并结果进行的检测，现在像素块上进行，属于批量处理算法。

以上分别讨论了目标检测中的一些实际问题，但是，通常那些问题是并存的。那么，如何对策呢？我们认为，通过将上述的解决方案简单地进行合并，就可以对付那些较复杂情景。

### 8.3.2 分析系统参数之间的关系

从以上分析中可见，系统检测性能很大程度上取决于 TBD 过程的性能，而且检测器和 TBD 过程参数之间有密切的关系。例如，检测器所需最小信噪比和参与时间分集的帧数之间，运动窗口大小和目标运动速度之间存在着微妙的关系。下面给出较详细的理论分析结果。

在以下的分析中，假设使用的是 CFAR 检测器，已知条件包括分集及线性合并后的噪声服从标准正态分布，系统所要求的虚警率  $P_{fa}$ 。

从图可看出，算法性能与  $SNR_{TBDin}$  关系较大，若取  $K = 10, h = 5$ ，在虚警概率  $P_{fa} = 10^{-7}$ ，则当  $SNR_{TBDin} > 8.5(dB)$  时，检测算法的性能可满足实际需要。检测算法的性能还与参加投影的序列图像帧数有关，帧数越多，性能越好，但所花

时间越多。在分析过程中，隐含认为目标运动速度为 1ppf。当目标运动速度不为 1ppf 时，结合前面介绍的多速率解决方案，仍然可以使用上述方法进行目标检测及分析检测器的性能。

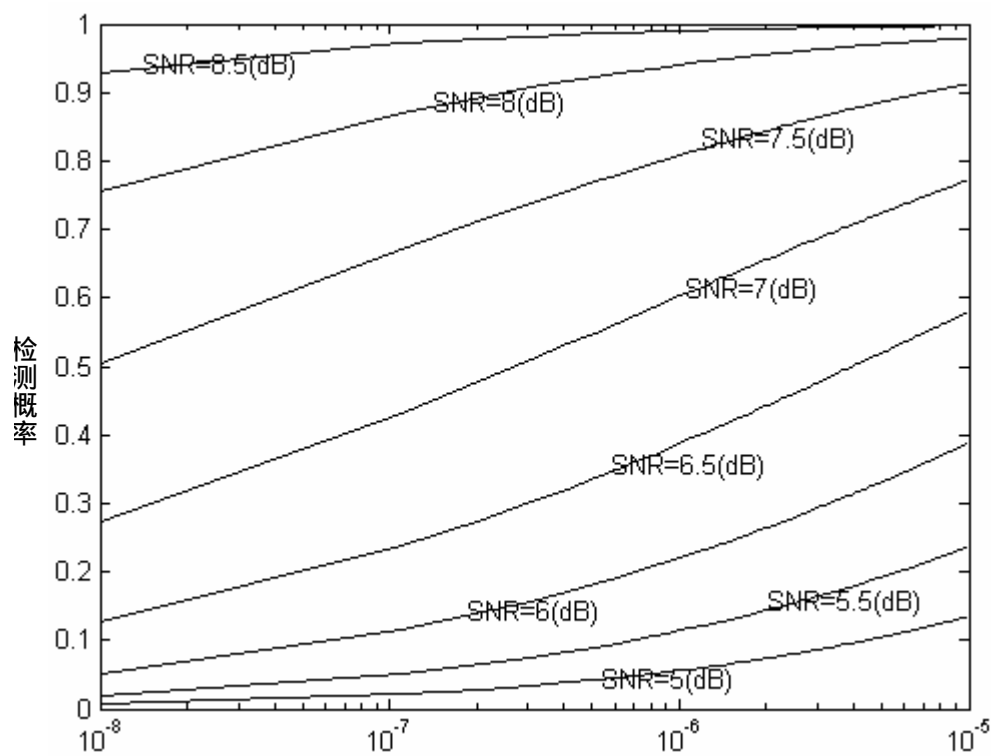
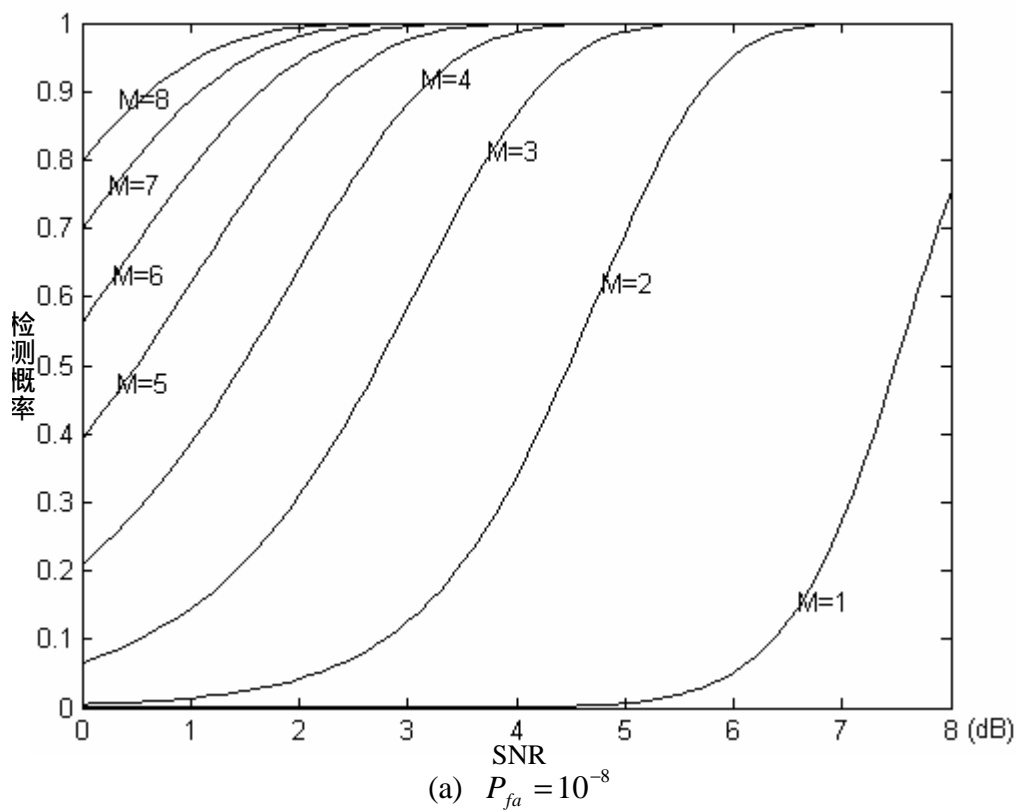


图 8.8 基于时空分集 TBD 过程的检测性能 ROC 曲线



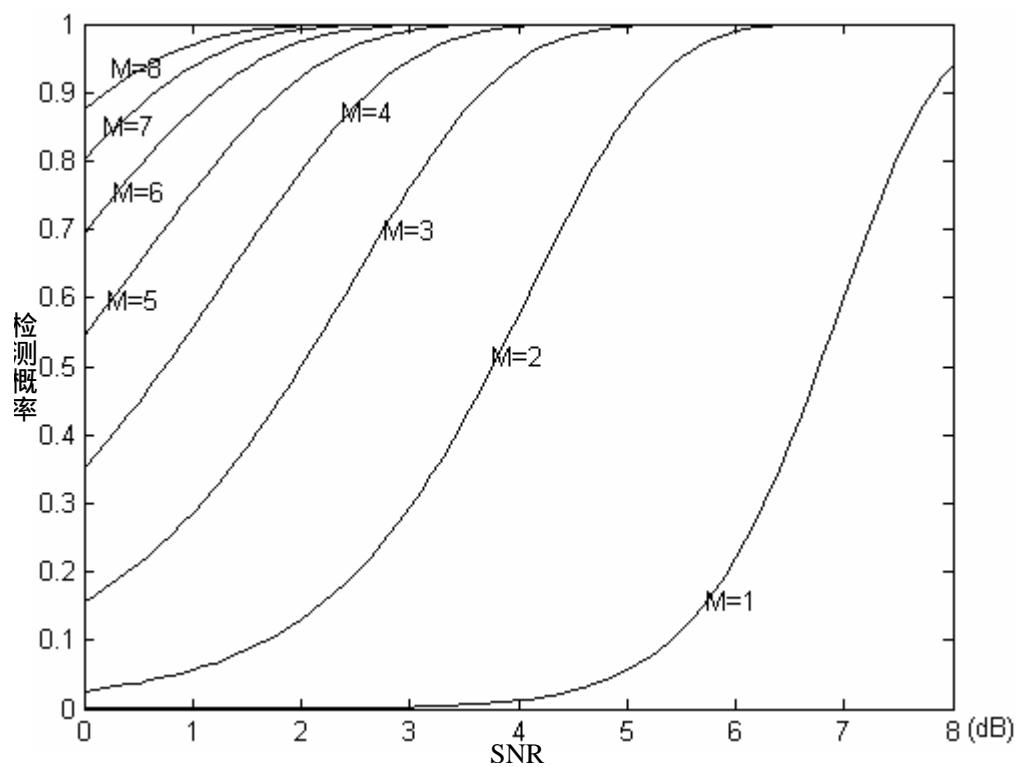
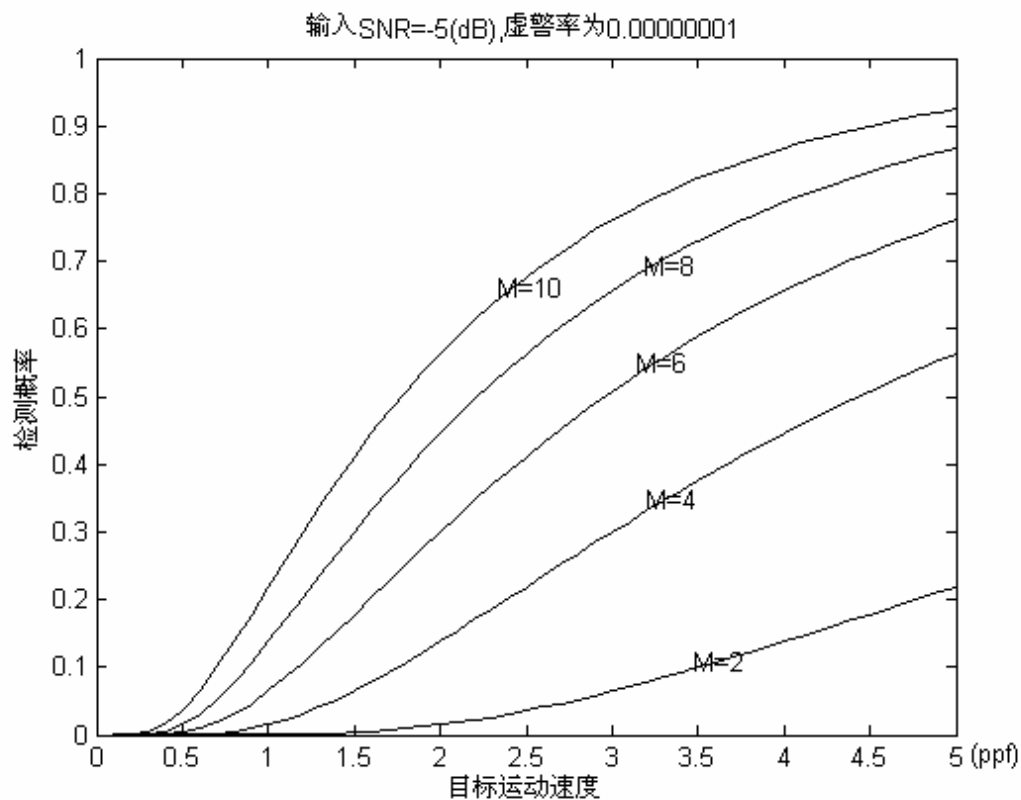
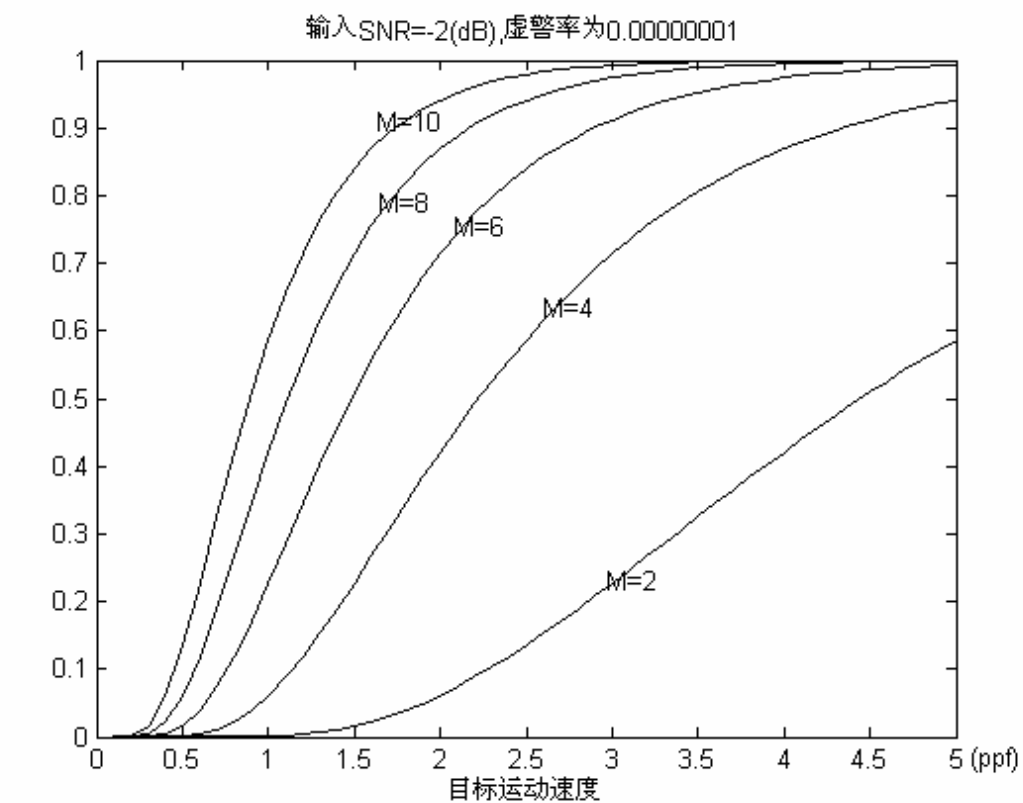
(b)  $P_{fa} = 10^{-6}$ 

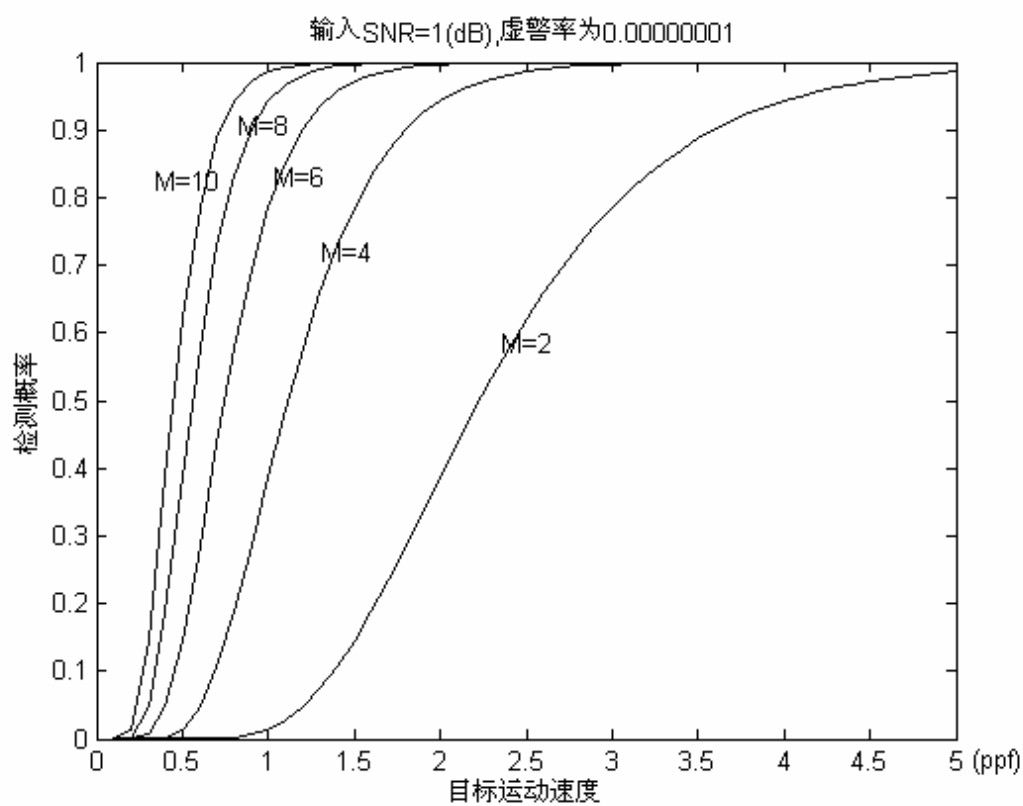
图 8.9 在不同的信噪比和帧数时的检测性能 ROC 曲线



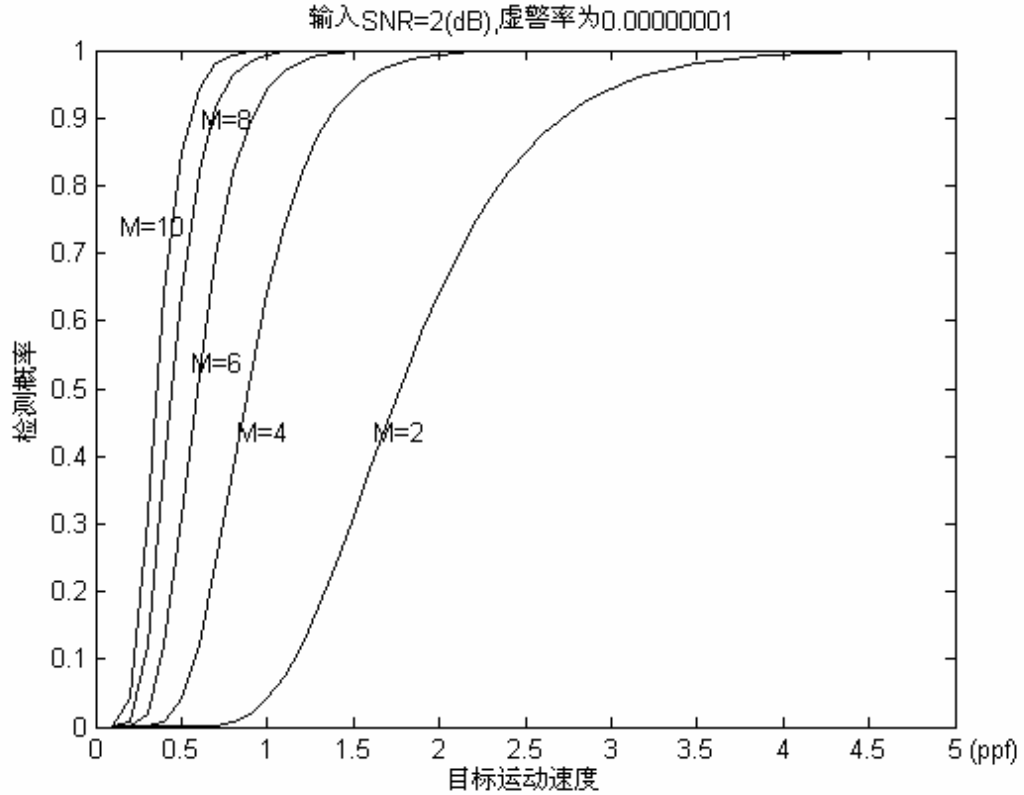
(a)



(b)



(c)



(d)

图 8.10 在不同 SNR 下，目标运动速度、帧数及检测概率之间的关系

在恒虚警概率，高斯白残留噪声条件下，在实际应用中便于参考，也作为如何使用上述性能曲线的一个范例，多帧检测系统参数之间的关系如表 8.1 列出。

表 8.1 在 Neyman-Pearson 准则下，多帧检测系统参数之间的数值关系  
( $P_{fa} = 10^{-6}$ )

| 目标参数          |             | 检测性能指标        | 时空分集与合并参数           |                  |           |           |
|---------------|-------------|---------------|---------------------|------------------|-----------|-----------|
| 运动速度<br>(ppf) | SNR<br>(dB) | 检测概率<br>$P_d$ | 时间分集单元<br>(帧数 $M$ ) | 空间分集单元           |           |           |
|               |             |               |                     | 对时间合并后的组合图像多分辨抽样 |           | 时间合并结果    |
|               |             |               |                     | 子图像数目            | 单元尺寸(h×h) | 单元尺寸(h×h) |
| 1             | 3           | 0.9           | 4                   | 1                | 7×7       | 7×7       |
| 2             | 3           | 0.9           | 4                   | 2                | 7×7       | 13×13     |
| 4             | 3           | 0.9           | 4                   | 4                | 7×7       | 25×25     |
| 0.5           | 3           | 0.9           | 8                   | 1                | 7×7       | 7×7       |
| 1             | 4           | 0.9           | 3                   | 1                | 5×5       | 5×5       |
| 2             | 4           | 0.9           | 3                   | 2                | 5×5       | 9×9       |

|     |   |      |    |   |       |       |
|-----|---|------|----|---|-------|-------|
| 1   | 1 | 0.90 | 6  | 1 | 11×11 | 11×11 |
| 2   | 1 | 0.90 | 6  | 2 | 11×11 | 21×21 |
| 1   | 0 | 0.90 | 9  | 1 | 17×17 | 17×17 |
| 2   | 0 | 0.90 | 9  | 2 | 17×17 | 33×33 |
| 1   | 3 | 0.98 | 5  | 1 | 9×9   | 9×9   |
| 2   | 3 | 0.98 | 5  | 2 | 9×9   | 17×17 |
| 4   | 3 | 0.98 | 5  | 4 | 9×9   | 33×33 |
| 0.5 | 3 | 0.98 | 10 | 1 | 9×9   | 9×9   |
| 1   | 4 | 0.98 | 4  | 1 | 7×7   | 7×7   |
| 2   | 4 | 0.98 | 4  | 2 | 9×9   | 13×13 |
| 1   | 1 | 0.98 | 9  | 1 | 17×17 | 17×17 |
| 2   | 1 | 0.98 | 9  | 2 | 17×17 | 33×33 |
| 1   | 0 | 0.98 | 12 | 1 | 23×23 | 23×23 |
| 2   | 0 | 0.98 | 12 | 2 | 23×23 | 45×45 |

## § 8.4 总结

TBD 的实质是一种目标增强过程。它根据所假设的运动,在可能的运动轨迹上对目标能量进行累加。在具体实现 TBD 过程时,运动轨迹的搜索需要在时空三维空间中进行,其缺点是搜索时间长。为克服这一缺点,本文采用投影的方法,将杂波抑制后的时空三维图像投影到二维空间中,得到组合图像。然后,在二维空间中进行轨迹搜索并进行目标能量累加。在进行投影和累加操作时,本文采用无线通信系统中常用的分集合并法:使用选择式合并法来实现从时空三维图像向二维空间的投影;而在可能的轨迹上进行目标能量累加时,则使用均等增益合并法。本算法具有计算量少,便于实时实现等优点。

在很多理论分析中,假定目标尺寸为 1 个像素,其亮度保持不变而且以每帧 1 像素(1ppf)速度运动。然而,很多实际情况下,不同尺寸的很多目标以不同的速率在运动,且其亮度随时间发生着变化。本文针对这些实际问题,提出了解决方案:针对检测以不同速率运动的多目标提出了金字塔式分辨率亚采样解决方案;针对不同尺寸的目标则提出了成批处理方法;针对可变亮度的目标则提出了可变集成度解决方案。

本章还研究了集成度,运动速度和目标亮度(信噪比)之间的关系。并以画图的方式,给出了它们之间数值关系。

## 第九章 基于时空分集与非线性合并的 TBD 技术

TBD 过程的基本思路是根据目标的运动特性，累积分散在连续多帧中的目标能量，从而在检测前提高信噪比。从实施方案中可见，TBD 过程的具体实现技术实在很多。在上一章，研究了一种基于时空分集理论的 TBD 过程，并给出了其理论性能分析及实验结果。结合前一章的研究内容，本章从待二元判决的累积量统计特性出发，研究了基于分布变换（非线性合并）的进一步改善系统检测性能的技术。

本章使用经过杂波抑制后的图像序列模型：

$$Z(\mathbf{r}, k, s) = S(\mathbf{r}, k, s) + V(\mathbf{r}, k, s) \quad (9-1)$$

式中， $V(\mathbf{r}, k, s)$  为残留噪声。

为了便于理论分析，本文以平方律变换作为范例进行了非线性变换对系统检测性能的影响。

### § 9.1 分布变换问题的提出

在检测器中进行二元判决时，对于给定的掺杂统计量做出是否为目标的选择。其模型可表示为：

$$\begin{aligned} H_1: \quad S + V &\geq h && \text{是目标} \\ H_0: \quad V &< h && \text{非目标} \end{aligned} \quad (9-2)$$

其中， $h$  为门限值、 $S$  为目标、 $V$  为噪声。

通过对式(9-2)的分析得知，增大式(9-2)中  $H_1$  与  $H_0$  之间的“距离”，可以减少错误概率  $P_{err}$ （包括虚警概率  $P_{fa}$  和漏警概率  $P_{miss}$ ），即：

$$P_{err} = P_{fa} + P_{miss} = \int_h^\infty f_0(x)dx + \int_{-\infty}^h f_1(x)dx \quad (9-3)$$

式中， $f_i(x)$  是对应  $H_i$  的概率密度函数，噪声分布为高斯时的情况如图(9.1)所示。虚线左右边的图形分别表示  $f_0(x)$  和  $f_1(x)$ 。图(9.1a)表示原始分布情况，图(9.1b)~(9.1d)则是其几种变换后的分布情况。经过对式(9-3)观察，发现通过对  $f_i(x)$  的某种函数变换可以进一步减少  $P_{miss}$ ，从而可以提高正确检测概率  $P_d$ 。在最优变换下，可以使  $P_{miss}$  趋于零。如图(9.1d)所示。

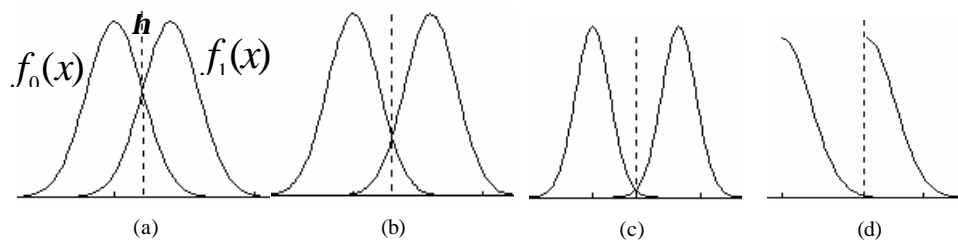


图 9.1 分布函数的几种变换情况

在低 SNR 和残留噪声的分布特性未知的条件下, 最优变换算子的任务包括:

1. 获得准已知的噪声分布特性, 尽可能接近高斯白噪声。
2. 改变统计量的分布特性, 提高微弱点状运动目标的检测性能:
  - a. 累积分散在连续多帧中的目标能量, 使得  $H_1$  与  $H_0$  之间的“距离”拉远如图(9.1b)。
  - b. 使噪声的方差尽可能减少如图(9.1c)。
  - c. 对统计量分布进行某种函数变换如图(9.1d)。

通常, 由于目标叠加在噪声中如式(9-2), 目标能量的增加必定导致噪声方差随之变大, 所以 a 与 b 是相互矛盾的。但是, 两者增大速度不一样, 在理想情况下, 若目标能量增加了  $K$  倍, 噪声标准方差则增加  $\sqrt{K}$  倍。

## § 9.2 时间累加投影与空间均等增益非线性合并技术

在本方案中, 假定残留噪声为零均值白高斯随机过程。系统功能框图如图(9.2)虚框部分所示。

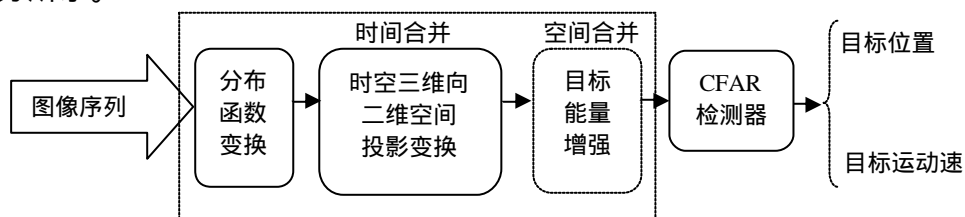


图 9.2 时空均等增益非线性合并功能框图

### 9.2.1 分布函数变换

在本方案中, 首先对输入图像序列中每一帧每一像素点进行分布函数变换, 如沿时间轴方向方差归一化处理后再进行平方律变换, 即

$$Z'(\mathbf{r}_{ij}, p) = \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 \quad p \in [1, K] \quad (9-4)$$

在具体实现时, 为了逼近最优变换情况, 即平方律变换对存在目标时的分布



函数真正起作用，先后进行以下操作：

$$T(\mathbf{r}_{ij}, p) = [Z(\mathbf{r}_{ij}, p) / \hat{\mathbf{s}}_{ij}] - \hat{u}_{ij} \quad (9-5)$$

$$T'(\mathbf{r}_{ij}, p) = [T(\mathbf{r}_{ij}, p)]^2 \quad (9-6)$$

$$Z''(\mathbf{r}_{ij}, p) = T'(\mathbf{r}_{ij}, p) + \hat{u}_{ij} \quad (9-7)$$

式中， $\hat{\mathbf{s}}_{ij}$  为空间点  $\mathbf{r}_{ij}$  的噪声时域样本标准方差， $\hat{u}_{ij} = E[Z(\mathbf{r}_{ij}, p) / \hat{\mathbf{s}}_{ij}]$ ，可以用时间或空间邻域样本平均值来代替之。

考虑以下两个基本条件下，研究  $Z'(\mathbf{r}_{ij}, k)$  的统计特性：

- 若在时空三维空间中，某一点如  $Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)$  处有目标，则在组合帧相应点  $I_c(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处最多只有一个目标（在多目标运动情况下，只要不出现不同时刻但相同位置上的运动目标即可满足上述条件）。
- 若在时空三维空间中，所有  $K$  个点  $\{Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)\}_{k=1}^K$  处无目标，则在组合帧相应点  $C(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处无目标存在。

若该像素点  $\mathbf{r}_{ij}$  处不含目标，则由上述条件可知其灰度值为：

$$Z'(\mathbf{r}_{ij}, p) = \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 = \left( \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 \quad (9-8)$$

由于  $V(\mathbf{r}, k)$  为零均值高斯噪声， $\frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}}$  服从零均值，方差为 1 的高斯分布；

$\left( \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2$  则服从自由度为 1 的  $\chi^2$  分布。

若点  $\mathbf{r}_{ij}$  处含有目标，不妨设第  $q$  帧含有目标，则其灰度值为：

$$Z''(\mathbf{r}_{ij}, q) = \left( \frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} + \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, q)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 \quad q \in [1, K] \quad (9-9)$$

同理，随机变量  $\left( \frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} + \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, q)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)$  为均值  $\frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}}$ ，方差为 1 的高斯分布，

$\left( \frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} + \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, q)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2$  则服从自由度为 1，非中心参数为  $SNR^2 = \left( \frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2$  的非中心  $\chi^2$  分布。

### 9.2.2 投影方式选择(时间合并)

为减少计算量以便实时实现,首先对一段时空三维图像序列进行平行投影变换,得到二维投影帧,也称为组合帧。这样一来,原来在三维空间内搜索目标的任务简化为只在二维平面内进行,减少了数据量,从而缩短了检测时间。

我们选用了选择式合并法,投影示意图如图(9.3)所示。

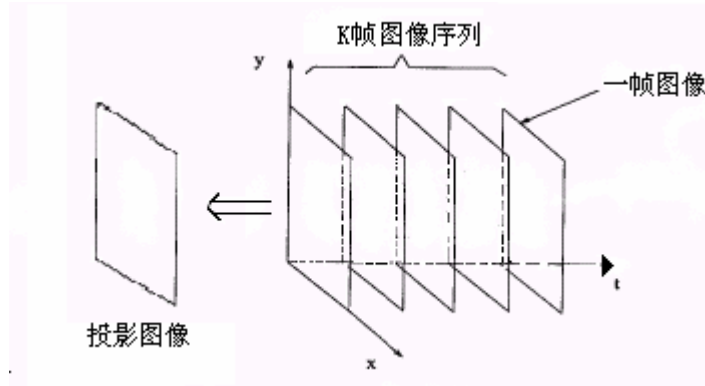


图 9.3 投影示意图

令  $I_c(\mathbf{r})$  为组合帧,则有:

$$I_c(\mathbf{r}_{ij}) = \sum_{p=1}^K \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 \quad (9-10)$$

研究组合图像  $I_c(\mathbf{r})$  中的任意像素  $\mathbf{r}_{ij} = (x_i, y_j)$  的统计特性:

若该点不含目标,则该点处随机变量  $I_{c_0}(\mathbf{r}_{ij})$  服从自由度为  $K$  的  $c^2$  分布。

若点  $\mathbf{r}_{ij}$  处含有目标,不妨设第  $q$  帧含有目标,则其灰度值为:

$$I_{c_1}(\mathbf{r}_{ij}) = \left( \frac{S}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} + \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, q)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 + \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq q}}^K \left( \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 = I_1 + I_2 \quad q \in [1, K] \quad (9-11)$$

同理,随机变量  $I_{c_1}(\mathbf{r}_{ij})$  由随机变量  $I_1$  (服从自由度为 1,非中心参数为  $SNR^2$  的非中心  $c^2$  分布) 和随机变量  $I_2$  (服从自由度为  $K-1$  的  $c^2$  分布) 之和构成。

### 9.2.3 目标能量增强(空间合并)

由于短时间内目标作直线运动,所以在组合图像  $I_c(\mathbf{r})$  内对每个像素定义一个  $(2h+1) \times (2h+1)$  的小邻域,一般邻域大小与帧数  $K$  及目标运动速度有关。在邻域内,分别在每条可能的运动轨迹(如图(9.4)所示)上进行目标能量的累加,如式(9-9)。

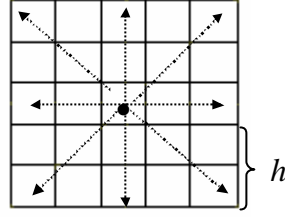


图 9.4 目标可能的运动轨迹

$$I_{idx} = \sum_{\mathbf{r} \in path} I_c(\mathbf{r}) \quad (9-12)$$

式中,  $path$  表示搜索方向上各像素点的坐标。  $idx$  为搜索方向的索引值。当搜索方向不是目标运动轨迹时, 根据  $c^2$  分布的加法规则,  $I_{idx_0}$  服从自由度为  $h \cdot K$  的  $c^2$  分布。

当搜索方向正好为目标运动轨迹时, 随机变量  $I_{idx_1}$  则服从自由度为  $h \cdot K$ , 非中心参数为  $h \cdot SNR^2$  的非中心  $c^2$  分布。

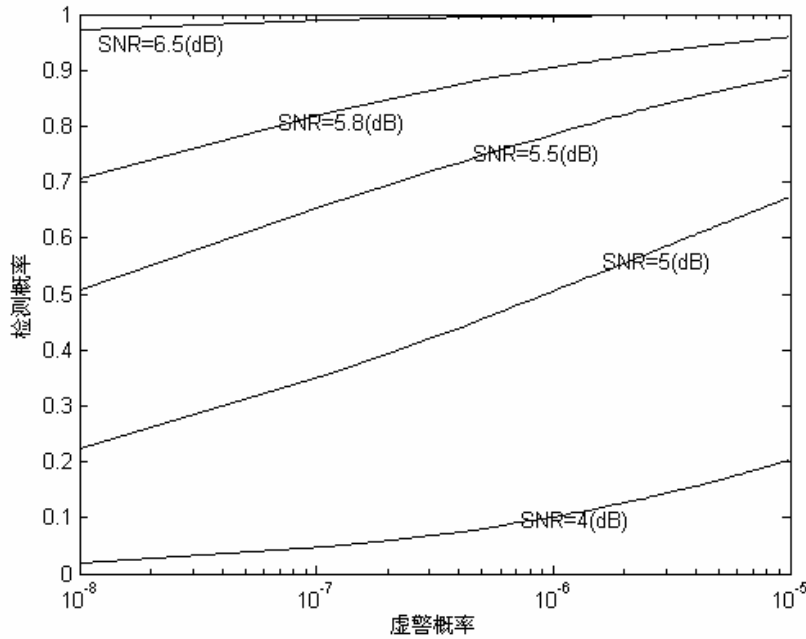
CFAR(恒定虚警率)检测器输出的是关于目标的位置和运动速度信息, 以便为后续的目标跟踪打下基础。其检测过程为:

根据  $K$ ,  $h$  值及虚警概率  $P_{fa}$ , 查  $c^2$  分布表, 确定阈值  $h$ , 使得

$$P(I_{idx_0} > h) = P_{fa} \quad (9-13)$$

若  $I_{idx} > h$ , 则判为有目标, 否则判为无目标。

#### 9.2.4 检测性能分析

图 9.5 检测性能测试 ROC 曲线 ( $K=5$ ,  $h=5$ )

从图 (9.5) 中可看出, 算法性能与  $SNR$  关系较大, 若取  $K=5, h=5$ , 在虚警概率  $P_{fa}=10^{-7}$ , 则当  $SNR>6.5(dB)$  时, 检测算法的性能可满足实际需要。检测算法的性能还与参加投影的序列图像帧数有关, 帧数越多, 性能越好, 但所花时间越多。在分析过程中, 隐含认为目标运动速度为 1 个像素/帧。当目标运动速度不为 1 个像素/帧时, 结合前章介绍的多速率解决方案, 仍然可以使用上述方法进行目标检测及分析检测器的性能。但是, 目标实际运动速度与假设不符时, 其性能可能会降低。

本文算法的性能与文献【TD.5】图 (5) 给出的性能曲线相比结果如表 (1) 所示。比较条件为参加一次检测的图象帧数为 10 帧 (对应本文的参数为  $K=10, h=10$ ),  $P_{fa}=10^{-8}$ 。(注: 文献【TD.5】中的数值是通过从图中直接估计出来的, 可能存在一定的误差)。

表 9.1 本文算法与文献【TD.5】算法在不同信噪比下的检测概率值比较

| 算法 \ SNR (dB) | 4              | 3.5            | 3              | 2              | 1              |
|---------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 本文算法          | $P_d = 1.0000$ | $P_d = 1.0000$ | $P_d = 0.9999$ | $P_d = 0.9967$ | $P_d = 0.9656$ |
| 文献【TD.5】的算法   | $P_d = 0.9923$ | $P_d = 0.9250$ | $P_d = 0.6123$ | $P_d = 0.0250$ | $P_d < 0.0001$ |

实验中, 将一幅红外天空图象作为背景, 叠加 6 个点状运动目标, 并加入高斯噪声, 产生一段图像序列, 图 (9.6a) 给出了该序列图象中的一帧。取  $K=5, h=5$ ,  $P_{fa}=10^{-6}$ , 图象尺寸为  $320*240$ , 实验结果为: 正确检测出全部目标, 无虚假目标, 如图 (9.6b) 所示。图中的短线段是目标分布在  $M$  帧中的运动信息在组合帧内的检测结果, 它能表示目标的运动方向。

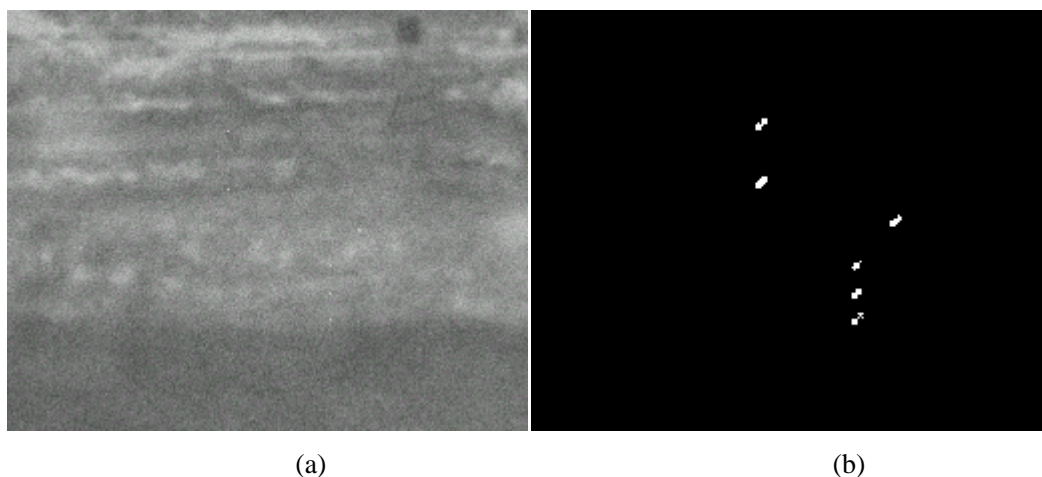


图 9.6 实验图像及检测结果

进一步,为了明确非线性合并对系统检测性能的影响,在相同条件下,图(9.7)中给出了线性与非线性合并检测性能的对比。

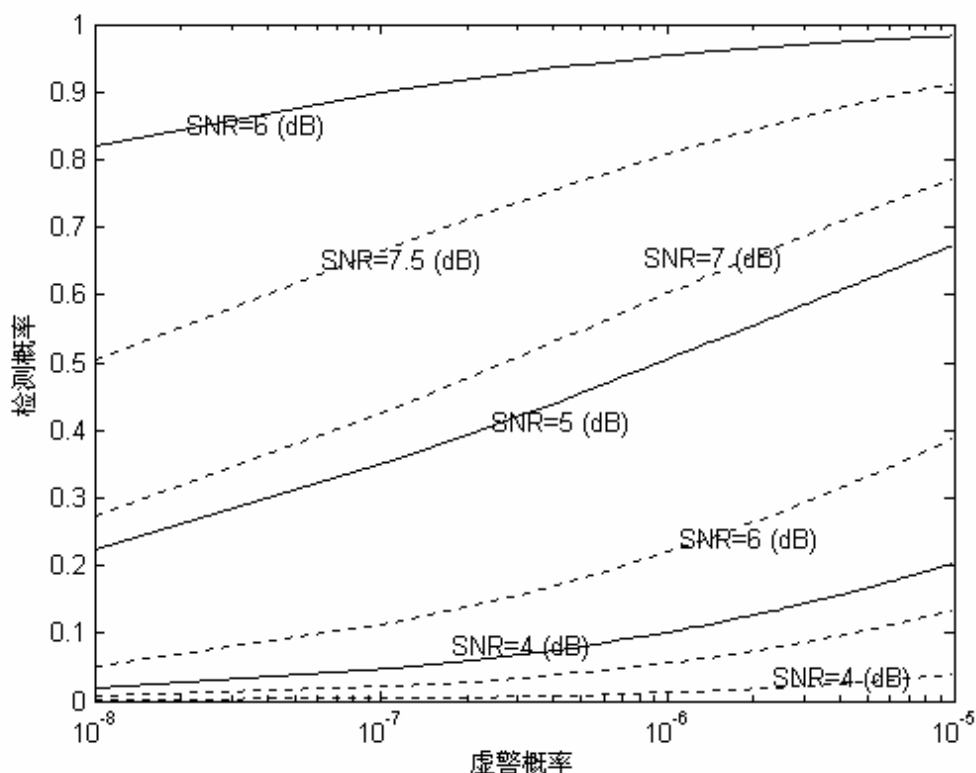


图 9.7 线性合并与非线性合并检测性能的比较 ( $K=5$ ,  $h=5$ )

图中,虚线表示合并过程中无分布函数非线性变换,实现则表示合并过程中有分布函数非线性变换。其中,时空合并方式都采用均等增益合并法。

图(9.7)中可见,本章提出的分布变换(非线性合并)检测性能优于线性合并方式。

### § 9.3 时间选择式投影与空间均等增益非线性合并技术

在本方案中,假定残留噪声为白高斯噪声。处理过程如图(9.8)虚框部分所示。

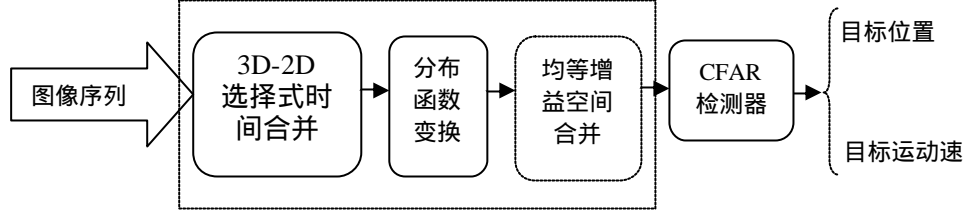


图 9.8 非线性合并实现功能框图

#### 9.3.1 投影方式选择

在本方案中,首先对输入图像序列中每一帧每一像素点进行沿时间轴标准化处理,即

$$Z'(\mathbf{r}_{ij}, p) = \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \quad p \in [1, K] \quad (9-14)$$

式中,  $\hat{\mathbf{m}}_{ij}$  和  $\hat{\mathbf{s}}_{ij}$  分别为空间点  $\mathbf{r}_{ij}$  的噪声时域样本平均值和时域样本标准方差,即

$$\hat{\mathbf{m}}_{ij} = \frac{1}{K} \sum_{p=1}^K Z(\mathbf{r}_{ij}, p) \quad (9-15)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_{ij}^2 = \frac{1}{K} \sum_{p=1}^K [Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}]^2 \quad (9-16)$$

为减少计算量以便实时实现,首先对一段时空三维图像序列进行平行投影变换,得到二维投影帧,也称为组合帧。这样一来,原来在三维空间内搜索目标的任务简化为只在二维平面内进行,减少了数据量,从而缩短了检测时间。

常用的投影方法很多,考虑本研究内容的特性,我们选用了选择式合并法,其示意图如图(9.3)所示。

令  $C(\mathbf{r})$  为组合帧,则有:

$$C(\mathbf{r}_{ij}) = \max \left\{ \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, 1) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right), \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, 2) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right), \dots, \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, K) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right) \right\} \quad (9-17)$$

#### 9.3.2 分布函数变换

经过选择最大值投影变换后,对其结果再进行平方律变换,即

$$C'(\mathbf{r}_{ij}) = [C(\mathbf{r}_{ij})]^2 \quad (9-18)$$

考虑以下两个基本条件下，研究  $C'(\mathbf{r}_{ij})$  的统计特性：

- 若在时空三维空间中，某一点如  $Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)$  处有目标，则在组合帧相应点  $I_c(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处最多只有一个目标（在多目标运动情况下，只要不出现不同时刻但相同位置上的运动目标即可满足上述条件）。
- 若在时空三维空间中，所有  $K$  个点  $\{Z(\mathbf{r}_{ij}, k, s)\}_{k=1}^K$  处无目标，则在组合帧相应点  $C(\mathbf{r}_{ij}, s)$  处无目标存在。

由于，

$$\begin{aligned}
 C'(\mathbf{r}_{ij}) &= \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 = \frac{(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2}{\sum_{p=1}^K (Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2} \cdot K \\
 &= \frac{(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2}{(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2 + \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq k}}^K (Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2} \cdot K \\
 &= \frac{Y_1}{Y_1 + Y_2} \cdot K
 \end{aligned} \tag{9-19}$$

$Z(\mathbf{r}_{ij}, p)$  ( $p \in [1, K]$ ) 虽然具有独立高斯特性，但是由于  $(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})$  不是标准随机变量（虽然对上式分子分母同时除以  $\hat{\mathbf{s}}_{ij}$  后，可以进行标准化，但是利用了样本平均值  $\hat{\mathbf{m}}_{ij}$  和样本标准方差  $\hat{\mathbf{s}}_{ij}$ ，故存在一定的误差）。所以，对其进行非线性变换后，很难确定其概率分布函数。如果，通过对独立、标准随机变量进行某种线性变换后，能够得到  $(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})$ ，则问题就迎刃而解了。下面，在目标出现或不出现等两种情况下，分别讨论  $Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}$  的标准化过程：

#### 1. 无目标情况

令  $\mathbf{u}$  为  $Z(\mathbf{r}_{ij}, p) = V(\mathbf{r}_{ij}, p)$  ( $p \in [1, K]$ ) 中同一个空间位置  $\mathbf{r}_{ij}$ ，但不同时刻上的  $K$  个像素取值进行标准化处理后的维数为  $K \times 1$  的向量，其元素为：

$$u_p = \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p) - \mathbf{m}}{\mathbf{s}} = \frac{V_p - \mathbf{m}}{\mathbf{s}}, \quad p \in [1, K] \tag{9-20}$$

其中， $\mathbf{m}$  和  $\mathbf{s}$  分别为随机变量  $V(\mathbf{r}_{ij}, p)$  的均值和标准方差，则  $u_p$  为标准正态分布随机变量。

定义  $K \times K$  的正交矩阵  $\mathbf{Q}$ ，使得

$$\mathbf{v} = \mathbf{Q}\mathbf{u} \quad (9-21)$$

$\mathbf{v}$  为  $K \times 1$  向量，其元素也为相互独立的标准正态分布随机变量。

在实际应用中，可以构造很多正交矩阵  $\mathbf{Q}$ 。我们只对其第一和第二行感兴趣。故令第一行为

$$\left[ \frac{1}{\sqrt{K}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{K}} \right] \quad (9-22)$$

第二行为

$$\left( \mathbf{e}_k - \left[ \frac{1}{K}, \dots, \frac{1}{K} \right] \right) \sqrt{\frac{K}{K-1}} \quad (9-23)$$

式中， $\mathbf{e}_k$  为第  $k$  个元素为 1 而其它为零的  $1 \times K$  向量。可见，两行是相互正交的，而且各行标准方差为 1。

这样一来，得到以下关系式：

$$v_1 = \bar{u} \sqrt{K} \quad (9-24)$$

$$v_2 = \frac{(V_k - \hat{\mathbf{m}})}{\mathbf{s}} \sqrt{\frac{K}{K-1}} \quad (9-25)$$

$$\sum_{p=1}^K v_p^2 = \sum_{p=1}^K u_p^2 \quad (9-26)$$

其中， $\bar{u} = \frac{1}{K} \sum_{p=1}^K u_p$ ， $\hat{\mathbf{m}} = \frac{1}{K} \sum_{p=1}^K V_p$ ，且

$$(V_i - \hat{\mathbf{m}}) = (u_i - \bar{u})\mathbf{s} \quad (9-27)$$

结合式(9-14)，(9-20)和(9-27)，有：

$$\begin{aligned} \sum_{p=1}^K (V_p - \hat{\mathbf{m}})^2 &= \mathbf{s}^2 \sum_{p=1}^K (u_p - \bar{u})^2 = \mathbf{s}^2 \left( \sum_{p=1}^K u_p^2 + \sum_{p=1}^K \bar{u}^2 - 2 \sum_{p=1}^K u_p \bar{u} \right) \\ &= \mathbf{s}^2 \left( \sum_{p=1}^K u_p^2 - K \bar{u}^2 \right) = \mathbf{s}^2 \sum_{p=2}^K v_p^2 \end{aligned} \quad (9-28)$$

这时，可以式(9-19)改写成式(9-29)，即

$$C'(\mathbf{r}_{ij}) = \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_j}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 = \frac{(V(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_j)^2}{\sum_{p=1}^K (V(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_j)^2} \cdot K$$



$$= \frac{v_2^2}{v_2^2 + \sum_{p=3}^K v_p^2} \cdot (K-1) = \frac{X_1}{X_1 + X_2} \cdot (K-1) \quad (9-29)$$

因为,  $v_i$  为相互独立且服从标准正态分布的随机变量, 则  $v_2^2$  项服从自由度为 1 的  $\chi^2$  分布,  $\sum_{p=3}^K v_p^2$  项自由度为  $K-2$  的  $\chi^2$  分布。根据第三章 Beta 分布的定义, 该像素点处的随机变量  $C_0$  服从 Beta 分布, 即

$$f_{C_0}(x/K) = f_b\left(\frac{x}{K-1}, \frac{1}{2}, \frac{K-2}{2}\right) \quad x \in [0, K-1] \quad (9-30)$$

## 2. 目标存在情况

令  $S$  为  $Z_k$  中出现的目标, 则重新定义向量  $\mathbf{u}$  为:

$$u_p = \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \mathbf{m} - \frac{S}{K}}{\mathbf{s}} = \frac{Z_p - \mathbf{m} - \frac{S}{K}}{\mathbf{s}}, \quad p \in [1, K] \quad (9-31)$$

$u_p$  为方差为 1, 均值不为零 ( $E[u_p] = \frac{K-1}{K} \cdot \frac{S}{\mathbf{s}}$ ) 的高斯分布随机变量。

再定义  $K \times K$  的正交矩阵  $\mathbf{Q}$ , 使得

$$\mathbf{v} = \mathbf{Q}\mathbf{u} \quad (9-32)$$

其中,  $\mathbf{Q}$  的第一, 第二行元素如式(9-10)和式(9-11)所示。

求  $v_i$ ,  $i \in [1, K]$  的均值:

$$E(v_1) = E(\bar{u}\sqrt{K}) = E\left\{\frac{\sqrt{K}}{K} \sum_{p=1}^K (Z_p - \mathbf{m} - \frac{S}{K})\right\} = 0 \quad (9-33)$$

$$E(v_2) = E\left\{\left[\left(\frac{V_k - \hat{\mathbf{m}}}{\mathbf{s}} + \frac{K-1}{K} \frac{S}{\mathbf{s}}\right) \sqrt{\frac{K}{K-1}}\right]\right\} = \frac{S}{\mathbf{s}} \sqrt{\frac{K-1}{K}} \quad (9-34)$$

其余  $v_i$  的均值, 可以采用计算  $v_i$  的均值平方和的方法, 即

$$\sum_{p=2}^K E(v_p)^2 = \sum_{p=1}^K E(v_p)^2 = \sum_{p=1}^K E(u_p)^2 = \frac{S^2}{\mathbf{s}^2} \frac{K-1}{K} = E(v_2)^2 \quad (9-35)$$

从上式两边同时减去  $E(v_2)^2$ , 可见只有  $v_2$  的均值非零。

这时, 可以将式(9-19)改写成式(9-36), 即

$$\begin{aligned}
 C'(\mathbf{r}_{ij}) &= \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij}}{\hat{\mathbf{s}}_{ij}} \right)^2 = \frac{(Z(\mathbf{r}_{ij}, k) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2}{\sum_{p=1}^K (Z(\mathbf{r}_{ij}, p) - \hat{\mathbf{m}}_{ij})^2} \cdot K \\
 &= \frac{v_2^2}{v_2^2 + \sum_{p=3}^K v_p^2} \cdot (K-1) = \frac{X_1}{X_1 + X_2} \cdot (K-1)
 \end{aligned} \tag{9-36}$$

其中,  $X_1$  服从自由度为 1 的非中心参数为  $I = \frac{S^2}{s^2} \frac{K-1}{K}$  的非中心  $c^2$  分布,

$X_2$  服从自由度为  $K-2$  的  $c^2$  分布。其概率密度函数为:

$$\begin{aligned}
 f_{c_1}(x/K, I) &= f_b\left(\frac{x}{K-1} / \frac{1}{2}, \frac{K-2}{2}, I\right) \\
 &= \sum_{n=0}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}} \frac{\left(\frac{I}{2}\right)^n}{n!} \cdot f_b\left(\frac{x}{K-1} / \frac{1}{2} + n, \frac{K-2}{2}\right)
 \end{aligned} \tag{9-37}$$

定义输入信噪比为:

$$SNR_{in} = \frac{S}{s} \tag{9-38}$$

其中,  $S$  为经杂波抑制后的目标亮度,  $s$  为时域噪声标准方差, 在具体运用时样本方差估计  $s$ 。

### 9.3.3 目标能量增加

由于短时间内目标作直线运动, 所以在组合图像  $C'(\mathbf{r})$  内对每个像素定义一个  $(2h+1) \times (2h+1)$  的小邻域, 一般邻域大小与帧数  $K$  及目标运动速度有关。在邻域内, 分别在每条可能的运动轨迹 (如图(9.4)所示) 上进行目标能量的累积如式(9-39)。

$$I_{idx} = \sum_{\mathbf{r} \in path} C'(\mathbf{r}) \tag{9-39}$$

式中,  $path$  表示搜索方向上各像素点的坐标。  $idx$  为搜索方向的索引值。当搜索方向不是目标运动轨迹时, 随机变量  $I_{idx} = R_0$  服从  $Beta$  分布, 其概率密度函数为

$$f_{R_0}(x/K) = b\left(\frac{x}{h \cdot (K-1)} / \frac{1}{2}, \frac{K-2}{2}\right) \quad x \in [0, (K-1) \cdot h] \tag{9-40}$$

当搜索方向正好为目标运动轨迹时,  $I_{idx} = R_1$  则服从非中心参数为

$I = h \cdot \frac{K-1}{K} \cdot SNR_{in}^2$  的非中心  $Beta$  分布，其概率密度函数为：

$$f_{R_1}(x/K, I) = b\left(\frac{x}{h \cdot (K-1)} / \frac{1}{2}, \frac{K-2}{2}, I\right) \quad x \in [0, (K-1) \cdot h] \quad (9-41)$$

CFAR(恒定虚警率)检测器输出的是关于目标的位置和运动速度信息，以便为后续的目标跟踪打下基础。其检测过程为：

根据  $K$ 、 $h$  值及虚警概率  $P_{fa}$ ，查  $c^2$  分布表，确定阈值  $h$ ，使得

$$P\{Y_0 > h\} = P_{fa} \quad (9-42)$$

$I_{idx} > h$ ，则判为有目标，否则判为无目标。

### 9.3.4 检测性能分析

从图可看出，算法性能与  $SNR_{in}$  关系较大，若取  $K=8, h=8$ ，在虚警概率  $P_{fa}=10^{-7}$ ，则当  $SNR_{in} > 6(dB)$  时，检测算法的性能可满足实际需要。检测算法的性能还与参加投影的序列图像帧数有关，帧数越多，性能越好，但所花时间越多。在分析过程中，隐含认为目标运动速度为 1 个像素/帧。当目标运动速度不为 1 个像素/帧时，结合前章介绍的多速率解决方案，仍然可以使用上述方法进行目标检测及分析检测器的性能。

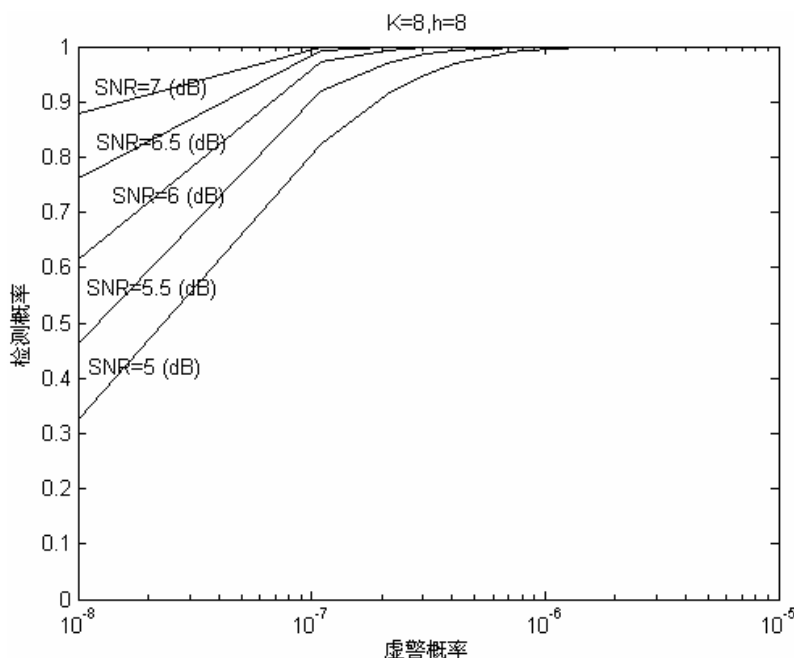


图 9.9 检测性能测试 ROC 曲线

为了便于比较线性合并与非线性合并对系统检测性能如何影响，在相同条件

下，画出了理论性能曲线如图(9.10)所示。可见，本章介绍的非线性合并优于线性合并。

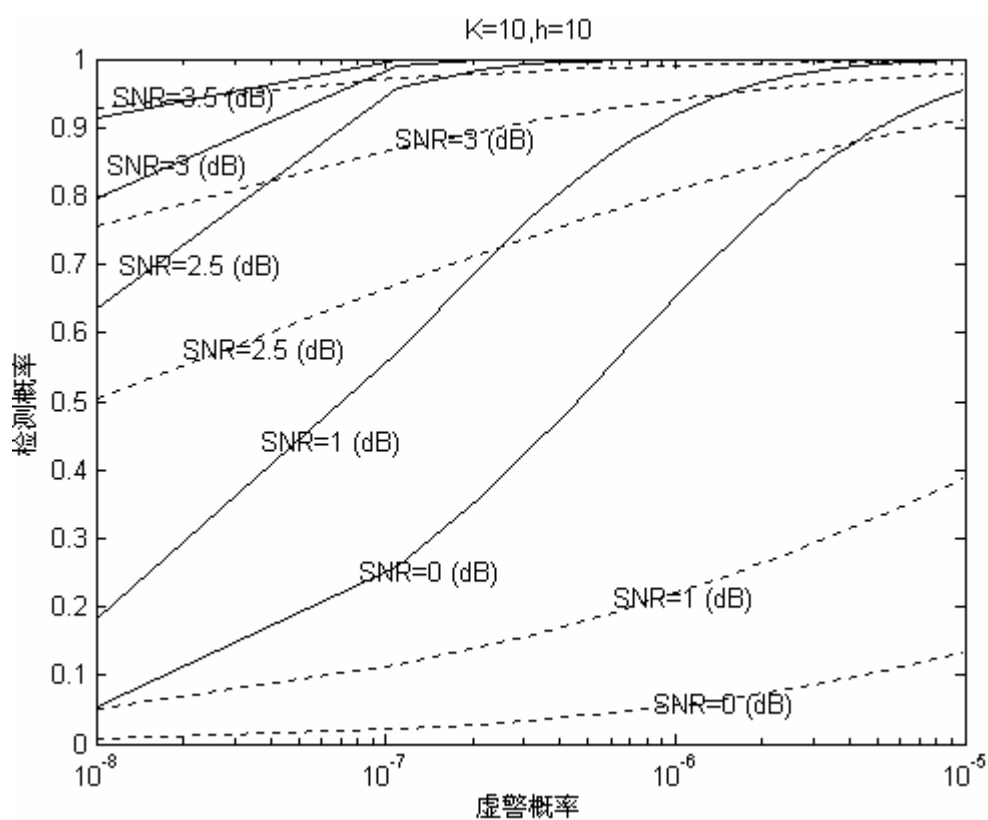


图 9.10 残留噪声具有高斯白特性时线性合并与非线性合并检测性能比较

(注：在进行比较时，图(9.8)中若无“分布函数变换”功能模块意味着线性合并，若存在“分布函数变换”功能模块则就是非线性合并，且其它条件都相同。虚线表示线性，实线则非线性合并)

## § 9.4 独立类高斯残留噪声下的非线性合并技术实施方案

本节中，研究残留噪声为零均值独立类高斯分布时的情况。其功能框图如图(9.11)虚框部分所示。

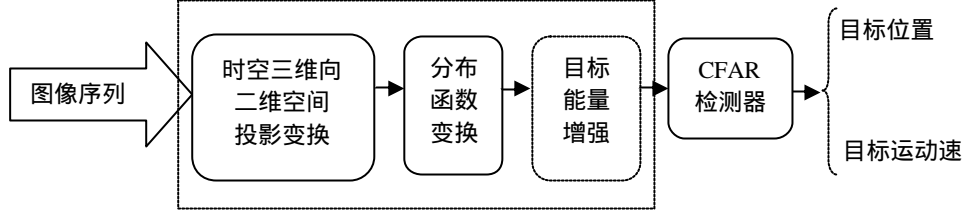


图 9.11 残留噪声具有类高斯白特性时的实施方案

### 9.4.1 实施方案

考虑本研究内容的特性，我们选用了累加投影方式(在前章介绍过的均等增益合并法)：由于输入图像序列中残留噪声是独立类高斯分布随机过程，为了获得准已知的噪声分布特性，经沿时间轴累加投影多个帧，构成组合帧其示意图如图(9.3)所示。根据中心极限定理，在组合帧内的噪声具有独立高斯特性。

令  $I_c(\mathbf{r})$  为组合帧，则有：

$$I_c(\mathbf{r}_{ij}) = \sum_{p=1}^K \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} \right) \quad (9-43)$$

研究组合图像  $I_c(\mathbf{r})$  中的任意像素  $\mathbf{r}_{ij} = (x_i, y_j)$  的统计特性：若该点不含目标，则由上述条件可知其灰度值为：

$$I_{c_0}(\mathbf{r}_{ij}) = \sum_{p=1}^K \left( \frac{Z(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} \right) = \sum_{p=1}^K \left( \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} \right) \quad (9-44)$$

由于  $V(\mathbf{r}, k)$  为零均值类高斯噪声， $\frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}}$  服从零均值，方差为 1 的类高斯分布，则根据中心极限定理，随机变量  $I_{c_0}(\mathbf{r}_{ij})$  是零均值，方差  $K$  的高斯分布。

若点  $\mathbf{r}_{ij}$  处含有目标，不妨设第  $q$  帧含有目标，则其灰度值为：

$$I_{c_1}(\mathbf{r}_{ij}) = \left( \frac{S}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} + \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, q)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} \right) + \sum_{\substack{p=1 \\ p \neq q}}^K \left( \frac{V(\mathbf{r}_{ij}, p)}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}} \right) \quad q \in [1, K] \quad (9-45)$$

同理，随机变量  $I_{c_1}(\mathbf{r}_{ij})$  为均值  $\frac{S}{\hat{\mathbf{S}}_{ij}}$ ，方差为  $K$  的高斯分布。

至此，完成了从时空三维向二维平面的平行累加投影过程。

下面依据上述分布变换要求，对组合帧内的每个像素的分布函数进行某种变换。其变换方法很多如平方律变换、绝对值变换等凡是能从原双边分布向单边分布变换的方法都可。为了便于理论检测性能分析，我们选用了平方律变换法如式(9-46)至(9-48)所示。

$$I'_c(\mathbf{r}_{ij}) = I_c(\mathbf{r}_{ij}) - \hat{u}_{ij} \quad (9-46)$$

$$I''_c(\mathbf{r}_{ij}) = [I'_c(\mathbf{r}_{ij})]^2 \quad (9-47)$$

$$C(\mathbf{r}_{ij}) = I''_c(\mathbf{r}_{ij}) + \hat{u}_{ij} \quad (9-48)$$

式中， $\mathbf{r}_{ij} = (x_i, y_j)$  为像素位置， $\hat{u}_{ij}$  为  $I_c(\mathbf{r}_{ij})$  的邻域均值。减去和变换后加进  $\hat{u}_{ij}$  的目的是平方律变换对存在目标时的分布函数真正起作用，即逼近最优变换情况。

再考虑变换后的组合图像  $C(\mathbf{r})$  中的任意像素  $\mathbf{r}_{ij} = (x_i, y_j)$  的统计特性，若该点不含目标，则该点处随机变量  $C_0(\mathbf{r}_{ij})$  服从自由度为 1 的  $c^2$  分布。

若该点含目标，则该点处随机变量  $C_1(\mathbf{r}_{ij})$  则服从自由度为 1，非中心参数为  $SNR^2_{in}$  的非中心  $c^2$  分布。

由于短时间内目标作直线运动，所以在组合图像  $C(\mathbf{r})$  内对每个像素定义一个  $h \times w$  的小邻域，一般邻域大小与帧数  $K$  及目标运动速度有关。在邻域内，分别在每条可能的运动轨迹（如图(9.4)所示）上进行目标能量的累积，如式(9-38)。

$$I_{idx} = \sum_{\mathbf{r} \in path} C(\mathbf{r}) \quad (9-49)$$

式中， $path$  表示搜索方向上各像素点的坐标。 $idx$  为搜索方向的索引值。当搜索方向不是目标运动轨迹时，根据  $c^2$  分布的加法规则， $I_{idx}$  服从自由度为  $n$  的  $c^2$  分布，其概率密度函数为

$$f_{Y_0}(y) = \frac{1}{(2K)^{n/2} \Gamma(n/2)} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2K}} u(y) \quad (9-50)$$

当搜索方向正好为目标运动轨迹时， $I_{idx}$  则服从自由度为  $n$ ，非中心参数为  $h \cdot SNR^2_{in}$  的非中心  $c^2$  分布，其概率密度函数为：

$$f_{Y_1}(y) = \frac{1}{2K} \left(\frac{y}{I}\right)^{\frac{n-2}{4}} e^{-\frac{(y+I)}{2K}} I_{n/2-1}\left(\frac{\sqrt{Iy}}{K}\right) u(y) \quad (9-51)$$

式中,  $I = h \cdot SNR_{in}^2$ ,  $I_{n/2-1}(x)$  为第一类  $(n/2-1)$  阶修正贝塞尔函数。

CFAR(恒定虚警率)检测器输出的是关于目标的位置和运动速度信息, 以便为后续的目标跟踪打下基础。其检测过程为:

根据  $K$ 、 $h$ 、 $w$  值及虚警概率  $P_{fa}$ , 查  $c^2$  分布表, 确定阈值  $h$ , 使得

$$P\{Y_0 > h\} = P_{fa} \quad (9-52)$$

若  $I_{idx} > h$ , 则判为有目标, 否则判为无目标。

#### 9.4.2 性能分析

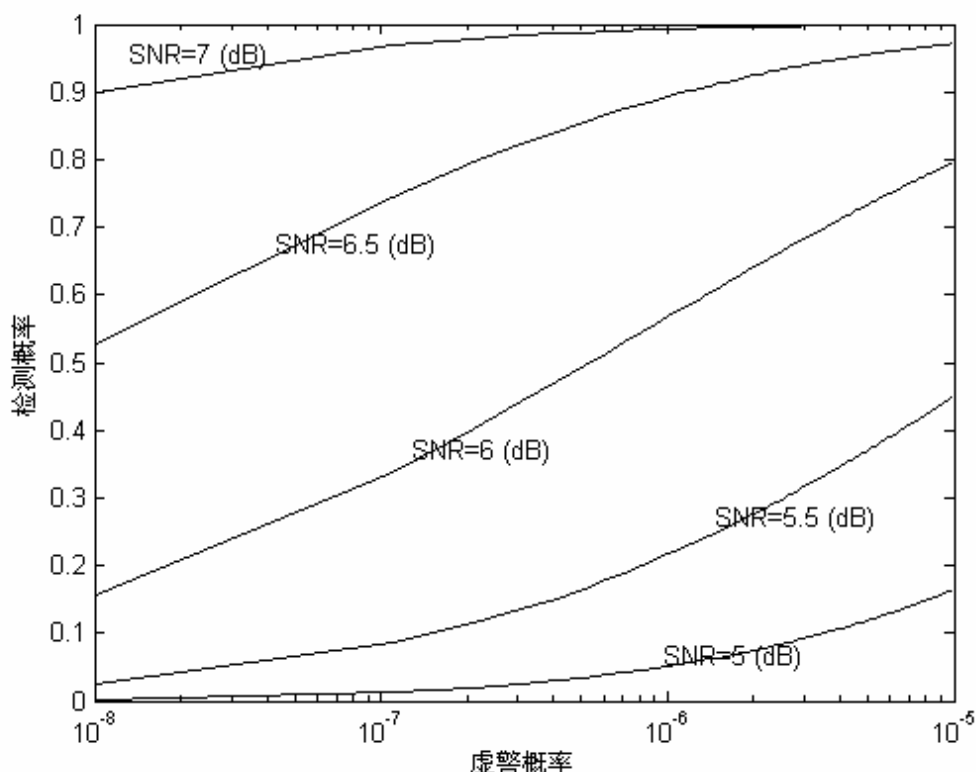


图 9.12 检测性能测试 ROC 曲线

从图可看出, 算法性能与  $SNR$  关系较大, 若取  $K=5, h=5$ , 在虚警概率  $P_{fa}=10^{-7}$ , 则当  $SNR_{in} > 7(dB)$  时, 检测算法的性能可满足实际需要。检测算法的性能还与参加投影的序列图像帧数有关, 帧数越多, 性能越好, 但所花时间越多。在分析过程中, 隐含认为目标运动速度为 1 个像素/帧。当目标运动速度不为 1 个像素/帧时, 结合前章介绍的多速率解决方案, 仍然可以使用上述方法进行目标检测及分析检测器的性能。

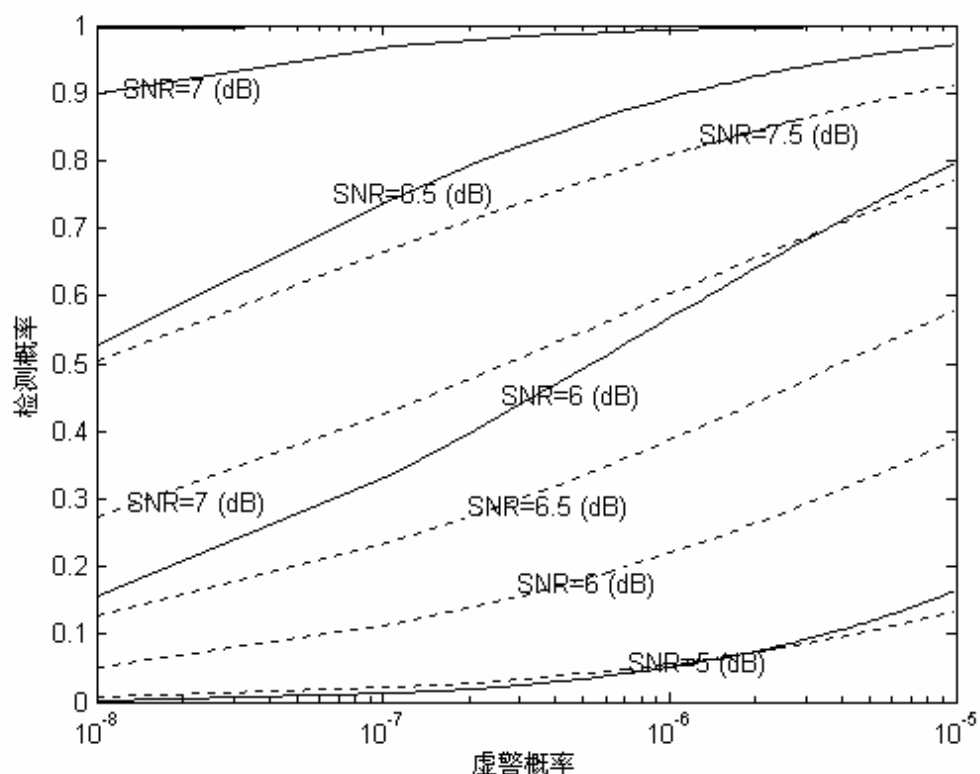


图 9.13 残留噪声具有类高斯白特性时线性合并与非线性合并检测性能比较  
(虚线表示线性, 实线则非线性合并)

(注: 在进行比较时, 图 9.11 中若无“分布函数变换”功能模块意味着线性合并, 若存在“分布函数变换”功能模块则就是非线性合并, 且其它条件都相同。)

从图(9.13)可看出, 在相同条件下, 非线性合并检测性能优于线性合并。



## § 9.5 总结

本章从待二元判决统计变量的分布特性出发,研究了一种获得有利于提高系统检测性能的分布变换法。分析了几种变换方法以及多种在不同条件下的实施方案,并给出了相应的仿真结果。

第一种实施方案的特点是残留噪声在分布变换以前具有高斯白特性,变换后服从  $c^2$  分布。它满足分布变换要求,减少了漏警率,从而提高了系统检测性能。另外,从 3D 到 2D 的投影中,使用了上一章提出的均等增益合并法,在空间分集合并中,也利用了均等增益合并法。最后,进行了线性合并与非线性合并的检测性能比较,理论分析结果中可见后者优于前者。

第二种实施方案的特点是残留噪声在分布变换以前具有高斯白特性,变换后服从 Beta 分布。它满足分布变换要求,减少了漏警率,从而提高了系统检测性能。另外,从 3D 到 2D 的投影中,使用了上一章提出的选择式合并法,在空间分集合并中,则利用了均等增益合并法。最后,进行了线性合并与非线性合并的检测性能比较,理论分析结果中可见后者优于前者。

第三种实施方案的特点是,残留噪声在分布变换以前具有类高斯白特性,变换后服从  $c^2$  分布。它满足分布变换要求,减少了漏警率,从而提高了系统检测性能。另外,从 3D 到 2D 的投影和目标能量累加中,使用了上一章提出的均等增益合并法。最后,进行了线性合并与非线性合并的检测性能比较,理论分析结果中可见后者优于前者。

实验结果和理论分析表明,本章提出的分布变换法(非线性合并法)有利于进一步提高系统检测性能。



## 第十章 基于条件跟踪的运动目标 NP 高分辨检测技术

对输入图像序列先后进行前几章中介绍的杂波抑制和 TBD 过程处理后,得到一系列待判断的统计量。常用判断准则很多如 Bayes 准则, Neyman-Pearson (简记为 NP) 准则等。其中, Bayes 准则需要有目标的先验知识如其亮度, 大致运动范围, 运动速度等具体统计特性等, 不幸的是这些信息在实际应用中一般不可能预先知道的。所以, 在这种情况下, Neyman-Pearson 准则得到了广泛的应用, 它不需要目标的上述先验知识。Neyman-Pearson 准则也称为恒虚警概率 (CFAR) 准则, 在恒定的系统虚警率条件下, 提高系统检测性能。

通过 CFAR 准则对统计量进行判断后, 其结果可能是真实目标, 也有可能是虚假目标。在虚警率较大、强杂波环境中, 可能出现更多的虚假目标。从真假目标共存的这种复杂环境中, 怎样确认哪些是真实目标并如何持续下去是非常困难而且至关重要的问题。为解决此类问题跟踪滤波技术就应运而生了。

跟踪滤波是指通过对判断结果进行某种处理, 估计出目标状态 (预测位置、运动速度等) 的过程。跟踪滤波结果是目标的运动轨迹。轨迹则是指由不同时刻的目标状态所构成的轨道曲线。跟踪包括轨迹的开始、确认、持续以及终止等过程。其中, 轨迹的开始、确认和终止是属于判断问题, 而轨迹的持续则属于估计问题。轨迹的初始化是考虑是否为一个目标建立新的轨迹。与此相反, 轨迹的终止则考虑是否放弃某一条运动轨迹。轨迹的确认是考虑某条轨迹是否为真实目标运动轨迹。轨迹的持续则是连续不断地获取目标状态估计值的过程。

检测器和跟踪滤波器之间的信息流传递情况如图(10.1)所示。

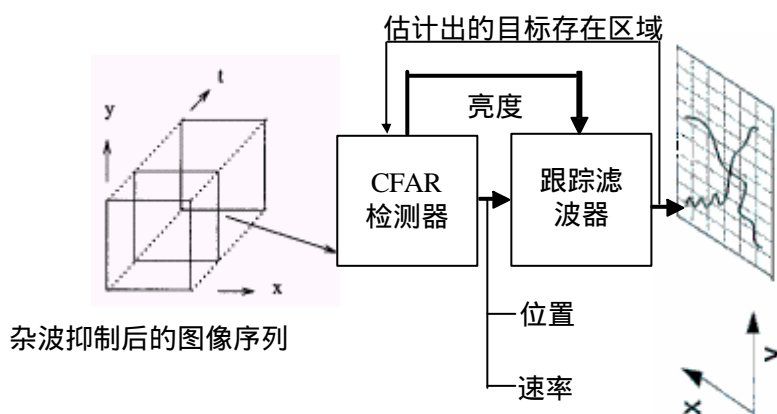


图 10.1 检测器和跟踪滤波器之间的信息流传递示意图

跟踪器内部状态及其有条件转移图如图(3.6)所示。跟踪器根据收到的目标初始信息, 先建立可能的轨迹开端, 然后通过捕获状态确认是否为真实目标。跟踪状态收到捕获态确认的目标初始状态后, 估计出目标下一个可能的状态, 使轨迹

不断延伸下去，直到目标真消失为止。

本章的研究重点是利用检测器传递的数据如何去估计运动目标的下一个状态。研究条件是：假定众多检测结果在时间和空间上是相互独立的，不受过去检测结果的影响，而且检测结果中可能只有一个真实目标等。

便于了解本章的主要研究内容，图(10.2)给出了主要技术轮廓。

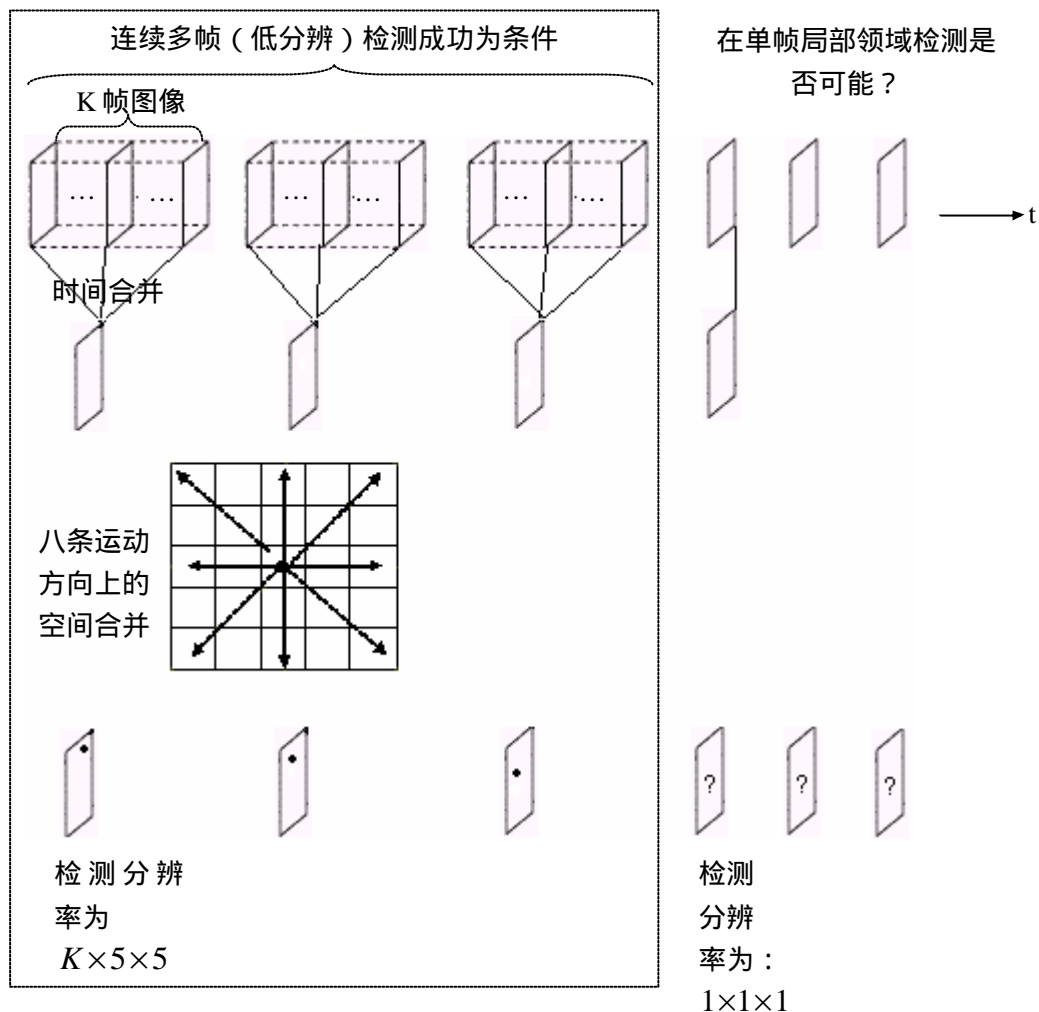


图 10.2 多帧检测基础上的跟踪与高分辨检测技术示意图

针对上图，本章要研究的内容包括：

- 经过连续多帧检测成功后，能否在后续单帧上检测目标，这有利于提高系统的检测实时性；如果，答案是肯定的，那么如何实施？
- 在实施方案中，若直接采用 Kalman 滤波器来预测目标在下一帧的可能位置，则可能存在的问题是什么？
- 由于 SNR 很低，可能出现很多虚假目标，如何判断哪一个为真实目标？
- 在多帧检测中指定的  $P_{fa}$  与高分辨检测时的  $P_{fa}$  是否有区别？
- 实验结果如何？等

## § 10.1 概率数据关联问题的提出

在强杂波环境中，对目标进行跟踪时，主要困难来自众多检测结果的不确定性，即在检测中会出现虚警及漏警现象。跟踪器的性能很大程度上取决于能否有效地消除那些判断结果中的不确定性上。如果能够做到这一点，跟踪器则可以采用 Kalman 滤波器来非常顺利地实现目标下一个状态的预测任务。那么，怎样消除检测结果中的不确定性呢？

某一时刻，在预测位置周围出现的检测结果如图(10.3)所示。

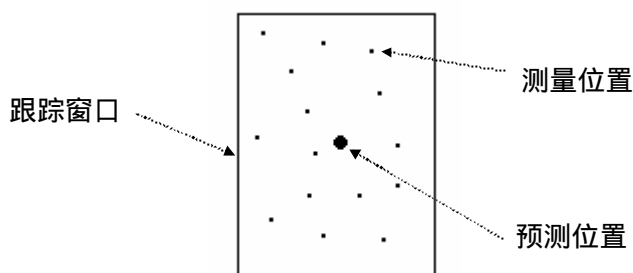


图 10.3 某时刻在预测位置周围出现的检测结果示意图

在某一时刻，我们只需要一个可靠的测量数据来更新目标的状态。这样，上述问题转化为根据什么原则从众多测量值（包括预测值）中选择或派生出某一个值来满足实际要求。

曾在第一章介绍过的标准滤波器是根据最小邻距规则，从测量值空间中选择离预测位置最近的一个测量值来更新目标状态。改进的标准滤波器则根据最大幅度（亮度）规则，从测量值空间（包括预测值）中选择具有最大幅度（亮度）的一个值来更新目标的状态。这些滤波器中采用选择法，每次选一个值。算法虽然简单、直观，但是，在强杂波环境中，它很容易失去目标轨迹。这是因为，被选择的值很有可能不是目标。故，这种技术不适合于微弱点状目标的跟踪。

还有，航迹分离率波器也常被用于上述数据关联问题，它属于多帧关联技术，可以应用于多目标跟踪场合。由于此方法的计算量巨大，难于实时实现。

另外一种所谓的概率数据关联（PDA）技术，在某种假设下（将在下一小节给出），给所有的测量值分配置信概率（如何分配请见式(10.23)），然后用那些测量值（本文中为测量值与预测位置之差，即“新息”）的概率加权和结果来更新目标状态如式(10.31)和(10.32)。这种技术不会漏掉任何测量值，而且进行检测时允许放宽虚警率，以至于不要丢失目标等优点。

本文根据 PDA 思路，将其应用到图像序列中微弱点状动目标的跟踪，推导了有关算法公式，得到了理论分析及实验结果。实验结果表明，PDA 非常适合于微弱点状目标的实时跟踪。

## § 10.2 附带亮度信息的概率数据关联跟踪技术

输入图像序列经过杂波抑制和 TBD 过程的增强后，通过 CFAR 检测器对每一个统计量进行二元判断。再通过捕获状态的确认后，进入跟踪状态如图(3.5)所示，跟踪状态内部结构如图(3.6)所示。由于通过前面的处理后，大致知道目标的运动范围，为了减少计算量可以采用跟踪窗口的方法，即只在此窗口范围内进行目标检测与概率数据关联过程。目标检测时可以采用基于多帧的或基于单帧的检测方法，为加快速度本文选用了后者。

单帧检测后，由于 SNR 很低，可能出现很多虚假目标，故称之为粗检测。又由于任务是单目标跟踪，故需要从众多结果中确定某个为真实目标，至于具体确定方法上，本文采用概率数据关联滤波器。在下一帧目标可能存在区域的估计方法上，本文采用 Kalman 滤波器，上述过程如图(10.4)所示。其中，条件 A 包括多帧检测成功，并且已得到关于目标的初始信息（目标速度，位置及亮度等）。

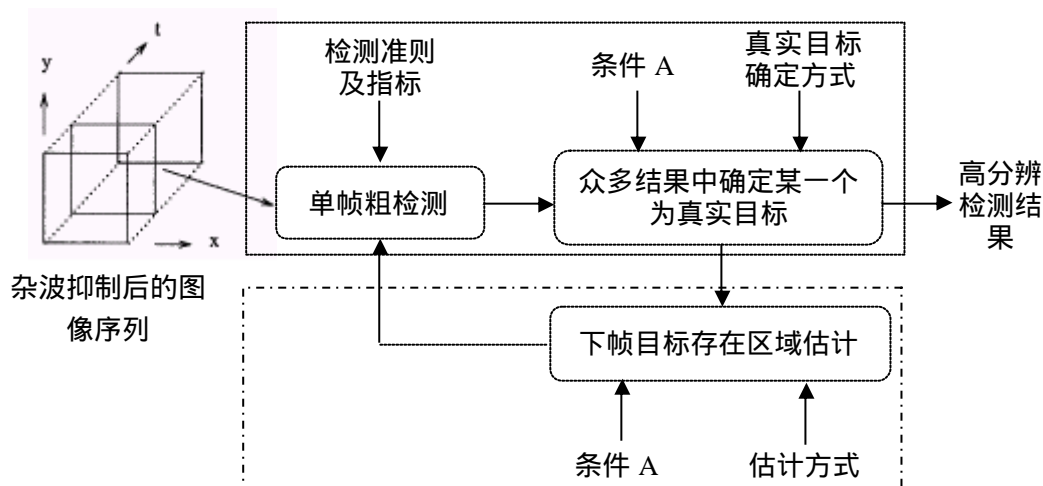


图 10.4 条件跟踪与高分辨检测系统功能框图

### 10.2.1 跟踪模型

假定微弱点状目标匀速运动，则一步跟踪模型可以表示为：

#### 1. 状态方程

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (10-1)$$

$$\mathbf{X}(k) = [x(k), v_x(k), y(k), v_y(k)]^T \quad (10-2)$$

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10-3)$$

式中,  $\mathbf{X}(k)$  为状态向量,  $(x(k), y(k))$  为目标在  $k$  时刻的位置,  $(v_x(k), v_y(k))$  为目标在  $k$  时刻的运动速度,  $T$  为图像样本间隔;  $w(k)$  为在  $k$  时刻的零均值白噪声过程,  $w(k)$  的相关矩阵定义为:

$$\mathbf{Q}(k) = E(\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^H(k)) \quad (10-4)$$

## 2. 测量方程

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{u}(k) \quad (10-5)$$

$$\mathbf{Z}(k) = [z_x(k), z_y(k)]^T \quad (10-6)$$

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10-7)$$

式中,  $\mathbf{Z}(k)$  为测量向量,  $(z_x(k), z_y(k))$  为目标在  $k$  时刻的测量坐标。  $u(k)$  为在  $k$  时刻的零均值白噪声过程,  $u(k)$  的相关矩阵定义为:

$$\mathbf{R}(k) = E(\mathbf{u}(k)\mathbf{u}^H(k)) \quad (10-8)$$

$\mathbf{w}(k)$  和  $\mathbf{u}(k)$  统计独立。另外, 在以下讨论及推导过程中, 假定  $\mathbf{F}, \mathbf{Q}, \mathbf{H}, \mathbf{R}$  不随时间发生变化。

### 10.2.2 跟踪算法

#### A. 关联概率的推导

令  $Y^k = \{Z^i\}_{i=0}^k$  代表到时刻  $k$  为止的所有测量值集合。在时刻  $k$  的测量集合为  $Z^k = \{Z^i(k), a_i(k)\}_{i=0}^{m_k}$ 。其中,  $a_i(k)$  为第  $i$  个测量对象的亮度值。  $m_k$  为在  $k$  时刻跟踪窗口内的测量结果的总数。

再定义在  $k$  时刻的事件:

$$\mathbf{q}_i(k) = \{Z^i(k), a_i(k)\} \text{ 在 } k \text{ 时刻的某一测量结果为真实目标, } i \in [1, m_k]$$

$$q_0(k) = \{\text{在 } k \text{ 时刻的测量结果都是虚假目标}\} \quad (10-9)$$

则，关联概率定义为：

$$b_i(k) = p\{q_i(k) | Y^k\} \quad (10-10)$$

有以下关系式：

$$\sum_{i=0}^{m_k} b_i(k) = 1 \quad (10-11)$$

概率数据关联滤波器做以下假设：

若测量结果来自真实目标，则目标的准确位置服从以预测位置为均值的高斯分布。

虚警测量结果为相互独立，而且服从均匀分布。

虚警目标数目( $m_k - 1$  或  $m_k$  个由真实目标存在或不存在决定)服从泊松分布。

根据以上的假设，式(10-10)可以这样运算：

$$\begin{aligned} b_i(k) &= p\{q_i(k) | Y^k\} \\ &= p\{q_i(k) | Z(k), a(k), m_k, Y^{k-1}\} \quad i = 0, 1, \dots, m_k \quad (10-12) \\ &= \frac{p\{Z(k), a(k) | q_i(k), m_k, Y^{k-1}\} p\{q_i(k) | m_k, Y^{k-1}\}}{p\{Z(k), a(k)\}} \end{aligned}$$

由于位置和亮度相互独立，而且在  $k$  时刻的亮度与以前的亮度互不相关，故有：

$$p\{Z(k), a(k)\} = p\{Z(k)\} \cdot p\{a(k)\} \quad (10-13)$$

$$\begin{aligned} &p\{Z(k), a(k) | q_i(k), m_k, Y^{k-1}\} \\ &= p\{Z(k) | q_i(k), m_k, Y^{k-1}\} \cdot p\{a(k) | q_i(k), m_k\} \end{aligned} \quad (10-14)$$

根据假设，得到真实目标位置的条件概率密度函数为：

$$p\{Z^i(k) | q_i(k), m_k, Y^{k-1}\} = \frac{1}{2\pi |S(k)|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_i^T(k) S^{-1}(k) v_i(k)\right] \quad (10-15)$$

式中， $v_i(k)$  为“新息”； $S(k)$  为“新息”协方差。它们的计算公式分别由式(10-28)和式(10-29)给出。

令  $V$  为跟踪窗口的大小（窗口内的像素数目），根据上述假设，有：



$$p\{Z(k)|\mathbf{q}_i(k), m_k, Y^{k-1}\} = \begin{cases} \frac{V^{-m_k+1}}{2\mathbf{p} |S(k)|^{1/2}} \exp[-\frac{1}{2} \mathbf{v}_i^T(k) S^{-1}(k) \mathbf{v}_i(k)] & i \in [1, m_k] \\ V^{-m_k} & i = 0 \end{cases} \quad (10-16)$$

在轨迹持续过程中，我们采用单帧检测技术，而且给定一个  $P_{fa}$ 。由于每个测量结果为真实目标的可能性是等同的，故有：

$$p\{\mathbf{q}_i(k) | m_k, Y^{k-1}\} = \begin{cases} \frac{1-p_f^{m_k}}{m_k} & i=1..m_k \\ p_f^{m_k} & i=0 \end{cases} \quad (10-17)$$

现在，我们给出目标亮度的条件概率密度函数：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_0: \quad f(a|\mathbf{q}_0(k)) &= \frac{\exp(-a^2/2)}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \\ \mathbf{H}_1: \quad f(a|\mathbf{q}_i(k)) &= \frac{\exp[-(a-\mathbf{r})^2/2]}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \end{aligned} \quad (10-18)$$

式中， $\mathbf{r}$  为期望的目标信噪比（本文中为  $SNR_{TBDin}$ ），则有：

$$\begin{aligned} p\{a(k)|\mathbf{q}_i(k), m_k\} &= p_0(a_i(k)) \quad \text{对于 } \mathbf{q}_0(k) \\ p\{a(k)|\mathbf{q}_i(k), m_k\} &= p_1(a_i(k)) \quad \text{对于 } \mathbf{q}_i(k) \end{aligned} \quad (10-19)$$

将式(10-13/14/15/16/17/18)代入式(10-12)，得

$$\mathbf{b}_i(k) = \frac{1}{p\{Z(k)\} \cdot p(a(k))} \frac{1-p_f^{m_k}}{m_k} \frac{1}{V^{m_k-1}} \cdot \left\{ \frac{1}{2\mathbf{p} |S(k)|^{1/2}} \exp[-\frac{1}{2} \mathbf{v}_i^T(k) S^{-1}(k) \mathbf{v}_i(k)] \right\} \cdot \ell_i \quad (10-20)$$

$$\mathbf{b}_0(k) = \frac{1}{p\{Z(k)\} \cdot p(a(k))} p_f^{m_k} \frac{1}{V^{m_k}} \quad (10-21)$$

其中， $\ell_i$  为亮度似然比：

$$\ell_i = \frac{p_1(a_i(k))}{p_0(a_i(k))} = e^{-\frac{\mathbf{r}^2 - 2\mathbf{r}a_i(k)}{2}} \quad (10-22)$$

结合式(10-20)，式(10-21)和式(10-22)，并考虑式(10-11)得

$$\mathbf{b}_i(k) = \frac{e_i \ell_i}{b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j \ell_j} \quad (10-23)$$

$$\mathbf{b}_0(k) = \frac{b}{b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j \ell_j} \quad (10-24)$$

其中，

$$e_i = \frac{1}{2\mathbf{p}^T \mathbf{s}(k)} \exp\left[-\frac{1}{2} \mathbf{v}_i^T \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{v}_i(k)\right] \quad i \in [1, m_k] \quad (10-25)$$

$$b = \frac{p_f^{m_k} m_k}{(1 - p_f^{m_k}) V} \quad (10-26)$$

#### B. 跟踪算法的步骤

令  $\hat{X}(k/k)$  为用直到  $k$  时刻的测量数据来预测的  $k$  时刻的目标状态， $P(k/k)$  为相应的估计协方差，它们都是以  $Y^k$  为条件的。

在  $k$  时刻的跟踪算法过程叙述如下：

*Step1:* 利用  $k-1$  时刻的测量数据来预测  $k$  时刻的目标位置，即

$$\hat{X}(k|k-1) = \mathbf{F} \hat{X}(k-1|k-1) \quad (10-27)$$

*Step2:* 在  $k$  时刻，以预测位置为中心开一个跟踪窗口，然后在窗口内进行 CFAR 检测。

*Step3:* 对于所有  $m_k$  个测量（检测）结果，计算“新息”，即

$$\mathbf{v}_i(k) = \mathbf{Z}^i(k) - \mathbf{H} \hat{X}(k|k-1) \quad i \in [1, m_k] \quad (10-28)$$

和“新息”协方差，

$$\mathbf{S}(k) = \mathbf{H} \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \quad (10-29)$$

式中，

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F} \mathbf{P}(k-1|k-1) \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (10-30)$$

为预测协方差。

Step4: 用关联概率计算综合“新息”，即“新息”的加权和，

$$v(k) = \sum_{i=1}^{m_k} b_i(k) v_i(k) \quad (10-31)$$

然后更新目标状态，即

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + \mathbf{G}(k)v(k) \quad (10-32)$$

式中，

$$\mathbf{G}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T\mathbf{S}^{-1}(k) \quad (10-33)$$

为 Kalman 增益。

Step5: 更新预测协方差，即

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k) = & \mathbf{b}_0(k)\mathbf{P}(k|k-1) + [1 - \mathbf{b}_0(k)]\left[\mathbf{P}(k|k-1) - \mathbf{G}(k)\mathbf{S}(k)\mathbf{G}(k)^T\right] \\ & + \mathbf{G}(k)\left[\sum_{i=1}^{m_k} \mathbf{b}_i(k)v_i(k)v_i(k)^T - v(k)v(k)^T\right]\mathbf{G}(k)^T \end{aligned} \quad (10-34)$$

式中，第三项称为“被扩散了的新息”。

Step6: 跟踪器接收下一帧，返回到第一步。重复上述过程，直到所有图像都被跟踪完为止。

为便于理解，上述跟踪算法过程，我们给出其中部分内容的图例说明：

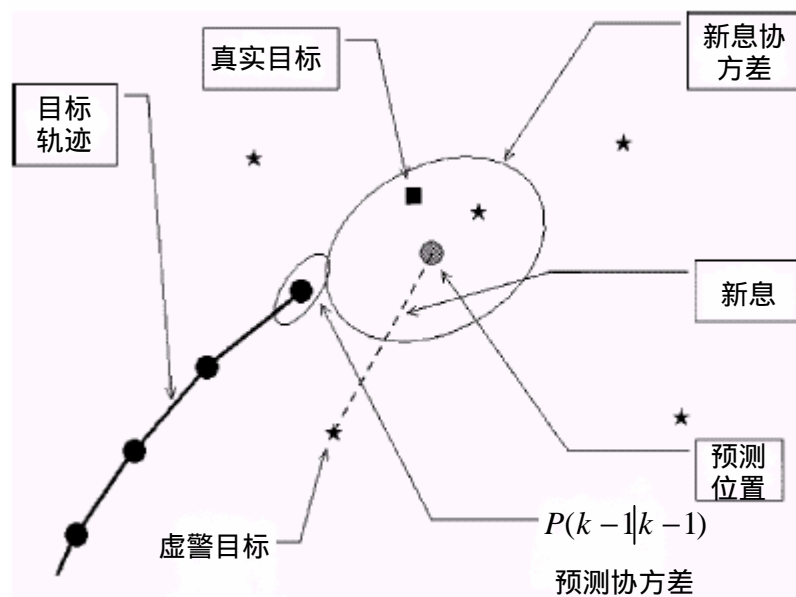


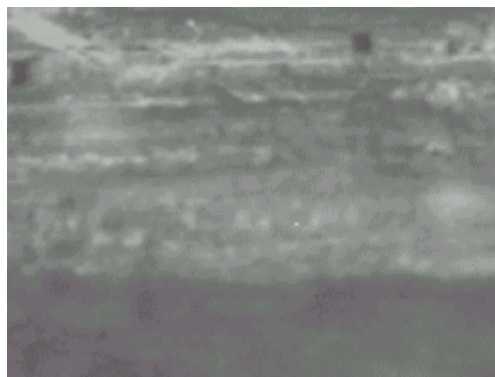
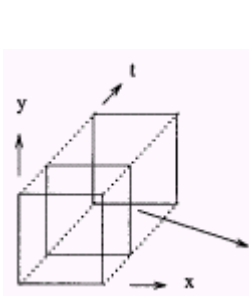
图 10.5 一步跟踪算法示意图

### § 10.3 跟踪性能分析

实验中,首先随机产生均值为零,方差为 10,尺寸为  $320 \times 240$  的二维高斯白噪声序列(总长度为 200),然后在给定单帧局部信噪比( $10 \lg S/s = 6.5(dB)$ )和所要求的检测概率(0.80)条件下,确定虚警概率  $P_{fa} = 0.0001$ (请参考图 10.9),显然,此值远大于前篇介绍的多帧检测时所要求的虚警概率值;利用这些值可以计算满足上述要求的  $S$  的值后,以 1ppf 的运动速度,加到相应噪声当中如图(10.6b)。

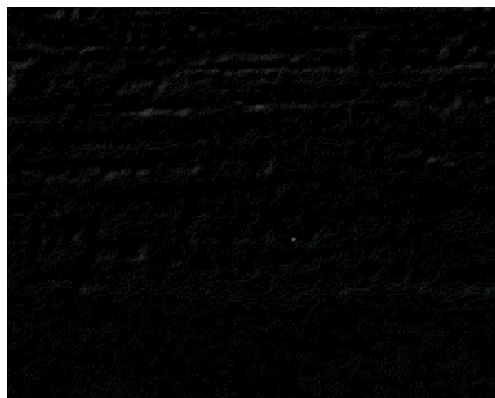
为了直观起见,将一幅红外天空图图像同时加到所有噪声帧序列上。图(10.6a)给出了该序列图像中的一帧,在该帧中,肉眼几乎不能判别出点状目标的位置。取跟踪窗大小为  $10 \times 10$ 。图(10.6c)给出了跟踪结果。实验中,采用 Gabor 核局部加权回归估计来抑制静态背景。

图(10.7a)为  $x(k)$  的方差随  $k$  变化的曲线,图(10.7b)为  $y(k)$  的方差随  $k$  变化的曲线。由图可看出,跟踪滤波器收敛。图(10.8)为实验过程中,各图像帧跟踪窗内检测到的目标点的个数。



单帧原图像数据

(a)

背景抑制白化  
后的数据  
(便于观察其  
灰度值已放大  
4 倍)

(b)

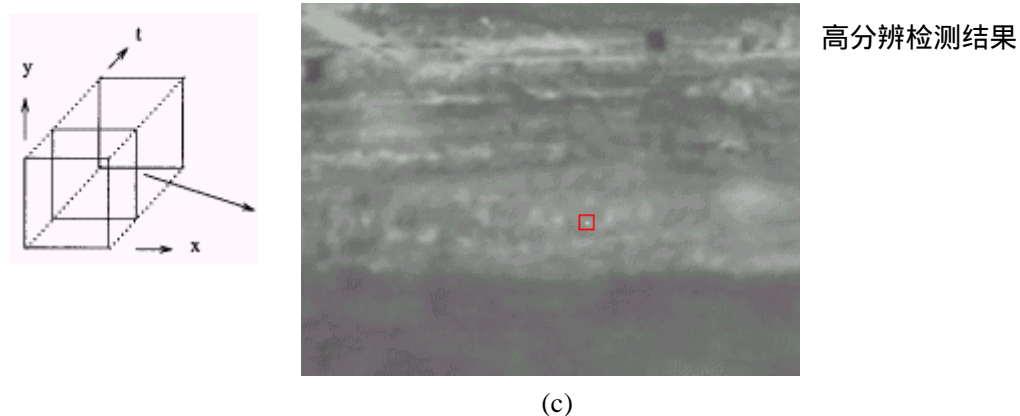
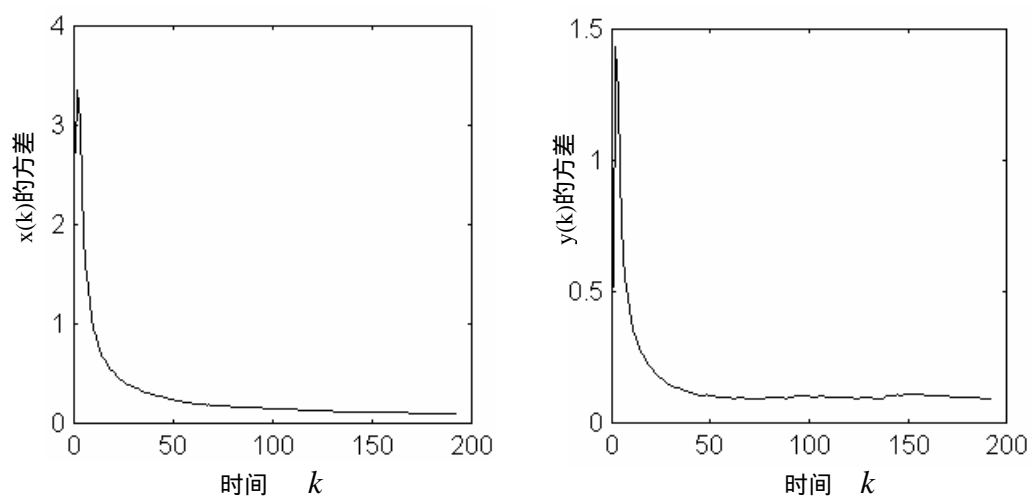
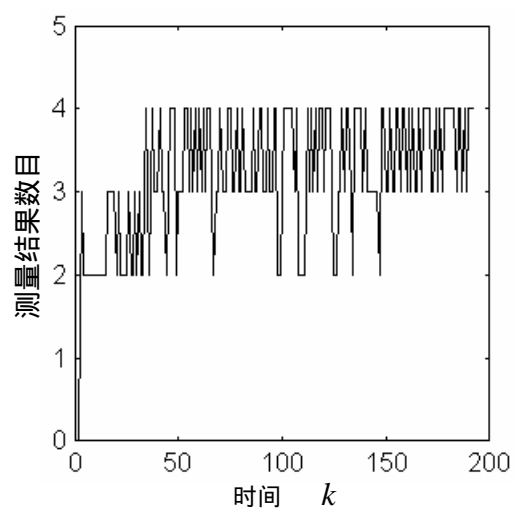


图 10.6 条件跟踪 NP 高分辨检测实验结果

图 10.7 目标位置坐标分量随时间  $k$  的方差变化曲线图 10.8 在  $k$  时刻跟踪窗内的测量结果

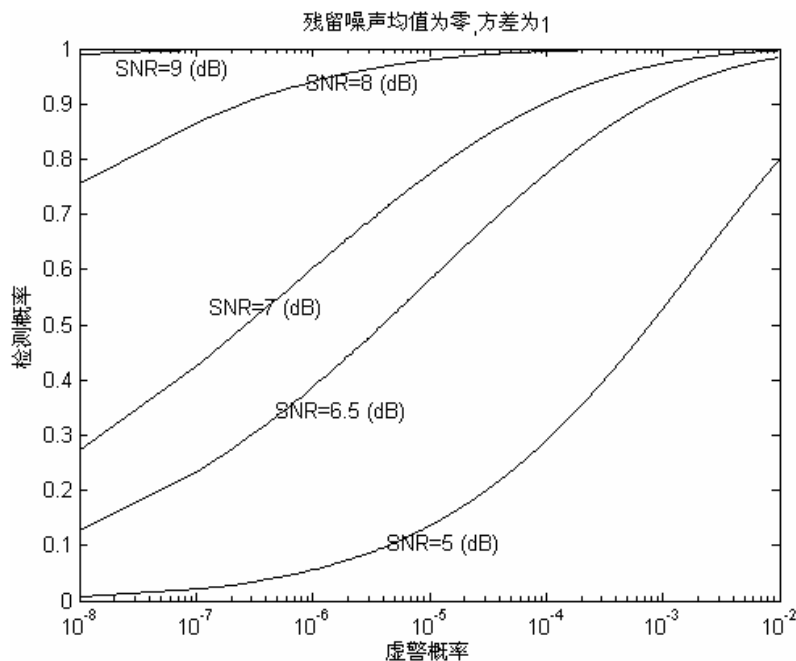


图 10.9 高斯白噪声下单帧检测性能曲线

## § 10.4 总结

从本章分析可见, 目标跟踪的实质是一种改善目标出现不确定性的技术, 也是一种高分辨技术。跟踪以前, 在基于多帧的检测过程后, 目标在比较大的时间(多帧内如 10 帧)和空间(运动窗口内如  $5 \times 5$  像素)上被确定为出现。然而, 利用本章介绍的跟踪技术后, 目标可以在单帧图像中的跟踪窗口内且在单像素上被确定为出现。这样, 目标出现的时间和空间不确定性得到了改善, 分辨率得到了提高。这种技术首先以多帧检测成功条件, 通过放宽虚警概率, 再利用 PDA 滤波器来达到高分辨检测目标的目的。

概率数据关联技术被提出来后(1975 年), 广泛地应用于雷达目标检测与跟踪领域。它考虑所有的测量值, 对每个测量值分配关联概率, 并将这些测量值按关联概率进行数据融合, 将融合的结果(可能的真实测量值)作为 Kalman 滤波器的输入。Kalman 滤波器负责预测目标下一帧中可能位置, 并且更新目标状态。

在强杂波情况下, 由于虚假目标较多, 而且其亮度也很大。如果这些测量结果(虚假目标)得到了较大的关联概率(离预测位置近, 而且亮度大时), 可能会导致跟踪的失败。

## 第十一章 基于条件跟踪的运动目标 Bayes 高分辨检测技术

在前一章，讨论了检测器与跟踪滤波器之间存在单向（如图(10.1)中，跟踪滤波器向检测器反馈的只是可能的目标存在区域，而且对判决准则没有影响）数据流时的情况，其中检测器是以 Neyman-Pearson 模式工作的，即待二元判决的统计量与某一个固定门限进行比较，大于此门限的作为测量结果送入到跟踪滤波器中。在本章要研究的则是检测器与跟踪滤波器之间存在双向数据流时的情况，即跟踪器告诉检测器到哪里去搜索目标，检测器则向跟踪器传递所检测到的结果，其中更重要的一点是，此时检测器是以 Bayes 模式工作，门限不再是固定的，随着目标先验概率比的变化而发生着变化。

检测器和跟踪器之间存在双向信息传递时的系统功能框图如图(11.1)所示。

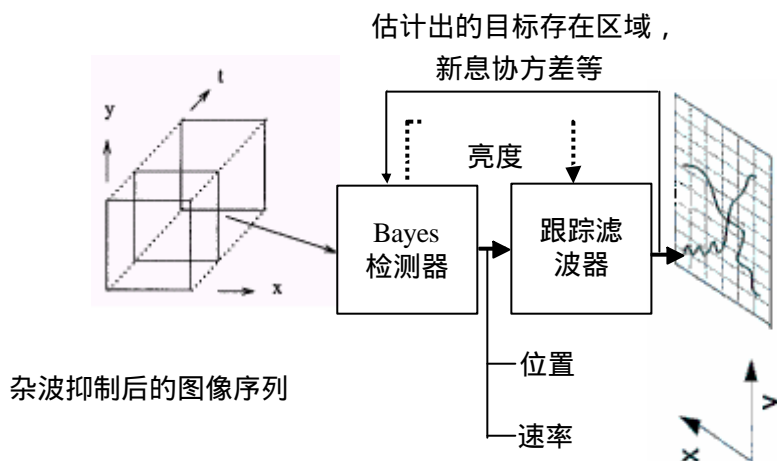


图 11.1 检测器与跟踪滤波器之间丰富的信息流传递示意图

图中可见，检测器与跟踪滤波器之间存在着双向通信。跟踪器向前端“反馈”的信息是关于目标可能位置的后验概率，而这个信息从检测器角度来看，正是关于其假设检验的先验概率。结果，检测器利用此先验概率以 Bayes 模式工作。其中，用于二元判决的门限不像 CFAR 工作模式那样固定，而是随待判决统计量的假设检验先验概率比的变化而变化。由于先验概率是包含关于目标可能位置的信息，故此时的门限与统计量所处位置有关。实践表明，待判决统计量的位置越接近预测位置，门限取值则越小。反之亦然。其结果与前一章比较，检测结果中的虚警目标数目明显下降。

本章内容是这样安排的：第一节推导 Bayes 门限的计算公式，包括检测概率以及虚警概率的计算方法；第二节在 Bayes 工作模式下，根据检测器向跟踪器传递的数据流中是否包括亮度信息等两种情况，分别推导关联概率的计算公式；第

三节给出跟踪性能分析及实验仿真结果；第四节对本章内容进行技术总结。

## § 11.1 Bayes 门限

### 11.1.1 统计检验

本章在跟踪阶段采用单帧检测技术，故使用经过杂波抑制后的图像序列模型：

$$Z(\mathbf{r}, k) = S(\mathbf{r}, k) + N(\mathbf{r}, k) \quad (11-1)$$

式中， $N(\mathbf{r}, k)$  为残留噪声，假定其为标准正态随机过程。

在  $k$  时刻，对于在某一统计量位置  $Z^i(k)$  上是否存在目标，定义以下两种假设，即假设  $\mathbf{H}_0$  表示无目标，而假设  $\mathbf{H}_1$  则表示有目标，其对应的概率密度函数分别为：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_0: \quad f(a_i(k)) &= \frac{\exp\{-a_i^2(k)/2\}}{\sqrt{2p}} \\ \mathbf{H}_1: \quad f(a_i(k)) &= \frac{\exp\{-[a_i(k) - \mathbf{r}]^2/2\}}{\sqrt{2p}} \end{aligned} \quad (11-2)$$

式中， $a_i(k)$  为相应的亮度值； $\mathbf{r}$  为期望的目标信噪比（本文中为  $SNR_{TBDin}$ ）。

根据贝叶斯判决准则，有：

$$\frac{f(a_i(k)/\mathbf{H}_1)}{f(a_i(k)/\mathbf{H}_0)} \left( = e^{\frac{1}{2}[2ra_i(k) - \mathbf{r}^2]} \right) \begin{matrix} \xrightarrow{\mathbf{H}_1} \\ \xrightarrow{\mathbf{H}_0} \end{matrix} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \frac{P(\mathbf{H}_0)}{P(\mathbf{H}_1)} \cdot \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}} \quad (11-3)$$

式中， $P(\mathbf{H}_0)$  和  $P(\mathbf{H}_1)$  分别为上述两种假设的先验概率； $C_{ij}$  表示  $\mathbf{H}_j$  为真时，判决  $\mathbf{H}_i$  为真而所付出的代价。

根据上一章叙述的概率数据关联所作出的假设项 和 ，得：

$$P(\mathbf{H}_1) \propto \frac{1}{\sqrt{|2p\mathbf{S}_k|}} \cdot e^{-(1/2)\mathbf{v}_i(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_i(k)} \quad \text{和} \quad P(\mathbf{H}_0) \propto \frac{1}{V} \quad (11-4)$$

式中， $V$  为检测空间（一般为跟踪窗口大小）， $\mathbf{v}_i$  为“新息”：

$$\mathbf{v}_i(k) = Z^i(k) - H(k)F(K-1)\hat{X}(k-1|k-1) \quad (11-5)$$

现在，我们有以下关系式：



$$\frac{P(\mathbf{H}_1)}{P(\mathbf{H}_0)} \propto e^{-(1/2)\mathbf{v}_i(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_i(k)} \quad (11-6)$$

结合式(11-2)至式(11-6), 得:

$$a_i(k) \underset{\mathbf{H}_0}{\overset{\mathbf{H}_1}{>}} \frac{1}{2\mathbf{r}} \cdot \mathbf{v}_i(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_i(k) + \mathbf{h} \left( = \frac{1}{2\mathbf{r}} \cdot \mathbf{v}_i(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_i(k) + \mathbf{r}^2 + \mathbf{h}' \right) \quad (11-7)$$

式中,  $\mathbf{h}$  为可调参数, 隐含着上述成正比公式中的漏掉部分和代价。

### 11.1.2 检测概率及虚警概率

#### a. 检测概率

观察式(11-7)不难看出, 检测概率以“新息” $\mathbf{v}$ 为条件的。所以, 可以给出系统总(平均)检测概率为:

$$P_d = \int P(\text{detection} / \mathbf{v}) f(\mathbf{v}) d\mathbf{v} \quad (11-8)$$

$$\begin{aligned} P(\text{detection} / \mathbf{v}) &= \int_t^\infty f(x / H_1) dx = \int_t^\infty \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \mathbf{r})^2\right] dx \\ &= e^{-\frac{(t-\mathbf{r})^2}{2}} \end{aligned} \quad (11-9)$$

$$\text{式中,} \quad \mathbf{t} = \frac{1}{2\mathbf{r}} \mathbf{v}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v} + \mathbf{h}$$

$$f(\mathbf{v}) = \frac{1}{\sqrt{|2p\mathbf{S}|}} \cdot e^{-(1/2)\mathbf{v}^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{v}} \quad (11-10)$$

把式(11-9)和式(11-10)代入式(11-8), 并整理后有:

$$\begin{aligned} P_d &= e^{-\frac{(\mathbf{h}-\mathbf{r})^2}{2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2p\mathbf{S}}} \int e^{-(1/2)\mathbf{v}^T [(4\mathbf{r}^2/[1+4\mathbf{r}(\mathbf{h}-\mathbf{r}))\mathbf{S}]^{-1} \mathbf{v}} d\mathbf{v} \\ &= \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}(\mathbf{h}-\mathbf{r})} \cdot e^{-\frac{(\mathbf{h}-\mathbf{r})^2}{2}} \end{aligned} \quad (11-11)$$

#### b. 虚警概率

曾在前一章中, 作过一个假设, 即虚警目标数目服从均值为  $IV$  的泊松分布。其中,  $I$  为单位空间中的平均虚警目标数目,  $V$  为测量空间。上述假设是在CFAR条件下设定的, 在Bayes条件下仍然成立。但是, 由于虚警目标数目由可变门限控制着, 所以单位空间中的平均虚警目标数目有所不同, 我们记为  $\tilde{I}$ 。为了便于

比较, 通过以下假设, 在  $I$  和  $\tilde{I}$  之间建立一个关系,

**假设:** 在测量空间  $V$  中, 令  $\tilde{I}$  为单位空间内的平均虚警目标数目。给每个样本分配一个服从单位高斯分布的亮度值, 而且那些亮度值彼此相互独立。

这样, 我们得到以下关系式:

$$I = \tilde{I} \cdot \frac{e^{-w^2/2}}{\sqrt{2p}} \quad (11-12)$$

式中,  $w$  为CFAR检测器中指定的固定门限。

在假设  $H_0$  下, 对于某一个统计量因超出门限而产生一个虚假目标的概率为:

$$\begin{aligned} P_{te} &= \int_V P(\text{超出门限}/v) f(v) dv = \int_V e^{-\frac{t^2}{2}} \cdot \frac{1}{V} dv \\ &= \frac{1}{V} \cdot e^{-\frac{h^2}{2}} \cdot \sqrt{2p \frac{4r^2}{1+4rh} S} \cdot \int_V \frac{1}{\sqrt{2p \frac{4r^2}{1+4rh} S}} \cdot e^{-(1/2)v^T [\frac{4r^2}{1+4rh} S]^{-1} v} dv \\ &\equiv \frac{1}{V} \cdot e^{-\frac{h^2}{2}} \cdot \sqrt{2p \frac{4r^2}{1+4rh} S} \end{aligned} \quad (11-13)$$

其中, 最后一个等式要求  $V$  足够大。

在测量空间  $V$  中, 若  $n$  个可能的随机点的判决中出现  $m$  个虚假目标, 则虚警目标数目为  $m$  的概率为:

$$\begin{aligned} P_n(m) &= \sum_{n=m}^{\infty} \frac{n!}{m!(n-m)!} (P_{te})^m (1-P_{te})^{n-m} \cdot \frac{(\tilde{I}V)^n}{n!} e^{-\tilde{I}V} \\ &= \frac{(\tilde{I}VP_{te})^m}{m!} e^{-\tilde{I}V} \sum_{l=0}^{\infty} \frac{(\tilde{I}V)^l}{l!} (1-P_{te})^l \\ &= \frac{(\tilde{I}VP_{te})^m}{m!} e^{-\tilde{I}V} \cdot e^{-P_{te}} = \frac{(\tilde{I}VP_{te})^m}{m!} e^{-\tilde{I}VP_{te}} \end{aligned} \quad (11-14)$$

## § 11.2 Bayes 工作模式下的关联概率

研究结果表明, 在 Bayes 工作模式下得到的上述与位置有关的门限被运用后, 其影响只涉及跟踪器内关联概率值的计算公式上, 而对跟踪器的其它部分无须进行修改!

在时刻  $k$ , 有  $n_k$  个测量结果。定义以下事件  $q \in \{0, 1, 2, 3, \dots, n_k\}$ , 使得  $q = l$  表示第  $l$  个测量结果为真实目标, 而其它都为虚假目标;  $q = 0$  表示所有结果为虚假。

在  $n_k$  个测量结果的条件下，事件  $\mathbf{q}$  为真的概率记为  $\mathbf{b}(\mathbf{q})$ 。则：

$$f(Z^l(k)/\mathbf{q} = l, n_k = m) = \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} e^{-(1/2)\mathbf{v}_l(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_l(k)} \quad (11-15)$$

$$\begin{aligned} f(Z^l(k)/\mathbf{q} = p, n_k = m)_{p \neq l} &= \frac{P(\text{超出门限}/Z^l(k))f(Z^l(k))}{P_{te}} \\ &= \frac{e^{-\frac{t^2}{2}} \cdot \frac{1}{V}}{\frac{1}{V} e^{-\frac{h^2}{2}} \sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \\ &= \frac{e^{-(1/2)\mathbf{v}_l(k)^T \left[ \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right]^{-1} \mathbf{v}_l(k)}}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \end{aligned} \quad (11-16)$$

可见，在 Bayes 模式下，随机选择的某虚假目标，在其位置分布上服从高斯分布，而在 CFAR 模式下，则是均匀分布的。

### 11.2.1 包括亮度信息情况

令  $\vec{v}_k = \{v_1(k), v_2(k), \dots, v_{n_k}(k)\}$ ， $\vec{a}_k = \{a_1(k), a_2(k), \dots, a_{n_k}(k)\}$  分别为在  $k$  时刻的所有“新息”和亮度信息。再令  $v^*(k)$  和  $a^*(k)$  分别表示真实目标对应的“新息”和亮度。要注意的是跟踪器不知道哪个测量结果为真实目标，而且在实际应用中，关于真实目标的测量结果可能因小于门限而漏掉。

对于  $\mathbf{q} = 0$ ，计算联合概率：

$$\begin{aligned} P(\mathbf{q} = 0, \vec{v}_k, \vec{a}_k, n_k = m) &= \iint f(\vec{v}_k, \vec{a}_k / \mathbf{q} = 0, n_k = m, v^*(k), a^*(k)) \\ &\quad \times P(\mathbf{q} = 0 / n_k = m, v^*(k), a^*(k)) \\ &\quad \times P(n_k = m / v^*(k), a^*(k)) \\ &\quad \times f(v^*(k), a^*(k)) dv^* da^* \end{aligned} \quad (11-17)$$

其中，第一项为：

$$\begin{aligned}
 & f(\vec{v}_k, \vec{a}_k / \mathbf{q} = 0, n_k = m, v^*(k), a^*(k)) \\
 & = f(\vec{v}_k, \vec{a}_k / \mathbf{q} = 0, n_k = m) = f(\vec{v}_k / \mathbf{q} = 0, n_k = m) \cdot f(\vec{a}_k / \mathbf{q} = 0, n_k = m) \\
 & = \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^m \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right] \\
 & \times \exp \left[ -\sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{8\mathbf{r}^2} v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \\
 & = \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ -\sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \quad (11-18)
 \end{aligned}$$

其中，利用了式(11-16)和

$$f(a/a > \mathbf{t}) = \frac{f(a)}{P(a > \mathbf{t})} = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp\left(-\frac{a^2}{2}\right)}{\exp\left(-\frac{\mathbf{t}^2}{2}\right)} = \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp\left(-\frac{a^2 - \mathbf{t}^2}{2}\right) \quad (11-19)$$

式(11-17)中的第二项为：

$$P(\mathbf{q} = 0 / n_k = m, v^*(k), a^*(k)) = \mathbf{I} \left( a^*(k) < \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) + \mathbf{h} \right) \right) \quad (11-20)$$

式(11-17)中的第三项为：

$$\begin{aligned}
 P(n_k = m / v^*(k), a^*(k)) & = P_{n_k}(m) \mathbf{I} \left[ a^*(k) < \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) + \mathbf{h} \right) \right] \\
 & + P_{n_k}(m-1) \mathbf{I} \left[ a^*(k) > \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) + \mathbf{h} \right) \right] \quad (11-21)
 \end{aligned}$$

式中， $\mathbf{I}(\bullet)$  为指示函数，

$$\mathbf{I}(x) = \begin{cases} 1 & x \text{ 为真} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11-22)$$

式(11-17)中的第四项为：

$$\begin{aligned}
 f(v^*(k), a^*(k)) &= \frac{1}{\sqrt{|2pS_k|}} \exp\left[-(1/2)v^*(k)^T S_k^{-1} v^*(k)\right] \\
 &\quad \times \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp[-(a^*(k) - \mathbf{r})^2 / 2]
 \end{aligned} \tag{11-23}$$

把式(11-18) ~ (11-23), 代入式(11-17), 整理后得:

$$P(\mathbf{q} = 0, \vec{v}_k, \vec{a}_k, n_k = m) = \left( \frac{1}{\sqrt{|2p \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} S_k|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp\left[-\sum_{l=1}^m \left(\frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2}\right)\right] \times$$

$$\begin{aligned}
 & \times \iint P(m) \mathbf{I} \left( a^*(k) < \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) + \mathbf{h} \right) \right) \\
 & \times \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp \left[ - (1/2) v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) \right] \\
 & \times \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - (a^*(k) - \mathbf{r})^2 / 2 \right] dv^* da^* \\
 & = \left( \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] P(m) \\
 & \times \int \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp \left[ - (1/2) v^*(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v^*(k) \right] \\
 & \times \left[ 1 - \exp \left( - \frac{\mathbf{t}^2}{2} \right) \right] dv^* \int \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - (a^*(k) - \mathbf{r})^2 / 2 \right] da^* \\
 & = \left( \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] P(m) \\
 & \times \left[ 1 - \int \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp \left( - (1/2) v^*(k)^T \left( \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} \mathbf{S}_k \right)^{-1} v^*(k) \right) da^* \cdot \exp \left( - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \\
 & = \left( \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] P(m) \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right)
 \end{aligned} \tag{11-24}$$

下面，对于  $\mathbf{q} \neq 0$ ，计算联合概率：令  $\vec{v}_k = (\tilde{v}, v^*)$ ， $\vec{a}_k = (\tilde{a}, a^*)$ ， $\tilde{v}$  和  $\tilde{a}$  分别为关于虚假目标的“新息”和亮度信息。

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{q}, \vec{v}_k, \vec{a}_k, n_k = m) &= P(\mathbf{q}, \tilde{v}, v_q(k), \tilde{a}, a_q(k), n_k = m) \\
 &= f(\tilde{v}, \tilde{a} | \mathbf{q}, v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\times P(\mathbf{q} | \mathbf{q} \neq 0, v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\times P(\mathbf{q} \neq 0 | v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\times P(n_k = m | v_q(k), a_q(k)) \\
 &\times f(v_q(k), a_q(k))
 \end{aligned} \tag{11-25}$$

式(11-25)的第一项为：

$$f(\tilde{v}, \tilde{a} | \mathbf{q}, v_q(k), a_q(k), n_k = m) = \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1, l \neq q}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \quad (11-26)$$

式(11-25)的第二项为：

$$P(\mathbf{q} | \mathbf{q} \neq 0, v_q(k), a_q(k), n_k = m) = \frac{1}{m} \quad (11-27)$$

式(11-25)的第三项为：

$$P(\mathbf{q} \neq 0 | v_q(k), a_q(k), n_k = m) = \mathbf{I} \left( a_q(k) > \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) + \mathbf{h} \right) \right) \quad (11-28)$$

式(11-25)的第四项和第五项分别与式(11-21)和式(11-23)类似。

这样，有：

$$P(\mathbf{q}, \tilde{v}_k, \tilde{a}_k, n_k = m) = \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1, l \neq q}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \times \frac{1}{m} P(m-1) \times \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp \left[ - (1/2) v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right] \cdot \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - (a_q(k) - \mathbf{r})^2 / 2 \right] \quad (11-29)$$

结合式(11-24)和式(11-29)，得：

$$\frac{P(\mathbf{q} = 0, \tilde{v}_k, \tilde{a}_k, n_k = m)}{P(\mathbf{q}, \tilde{v}_k, \tilde{a}_k, n_k = m)} = \frac{\left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^m \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] P(m) \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right)}{\left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp \left[ - \sum_{l=1, l \neq q}^m \left( \frac{a_l^2(k)}{2} - \frac{\mathbf{h}^2}{2} \right) \right] \frac{1}{m} P(m-1)}$$

$$\begin{aligned}
 & \times \frac{1}{\frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp[-(1/2)\mathbf{v}_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_q(k)] \cdot \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp[-(a_q(k) - \mathbf{r})^2 / 2]} \\
 & \exp[-a_q^2(k)/2 + \mathbf{h}^2/4] mP(m) \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h} + 4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \\
 & = \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k|} P(m-1)} \\
 & \times \frac{1}{\frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp[-(1/2)\mathbf{v}_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_q(k)] \cdot \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \exp[-(a_q(k) - \mathbf{r})^2 / 2]} \\
 & \sqrt{2\mathbf{p}} \sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|} \left\{ \frac{mP(m)}{P(m-1)} \exp[-a_q^2(k)/2 + \mathbf{h}^2/2] \right\} \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h} + 4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \\
 & = \frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k|} \cdot \exp[-(1/2)[\mathbf{v}_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_q(k) + (a_q(k) - \mathbf{r})^2]} \\
 & \quad 2\mathbf{p}l \cdot \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h} + 4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \\
 & = \frac{1}{\frac{1}{\sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|}} \exp[-(1/2)[\mathbf{v}_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_q(k) + (a_q(k) - \mathbf{r})^2]} \tag{11-30}
 \end{aligned}$$

考虑  $\sum_{q=0}^{n_k} b(q) = 1$  , 有 :

$$b_q(k) = \frac{e_i}{b + \sum_{j=1}^{n_k} e_j} \quad \mathbf{q} \in [1, n_k] \tag{11-31}$$

$$b_0(k) = \frac{b}{b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j} \quad \mathbf{q} = 0 \tag{11-32}$$

$$e_q = \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}|\mathbf{S}(k)|}} \exp[-(1/2)[\mathbf{v}_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_q(k) + (a_q(k) - \mathbf{r})^2] \tag{11-33}$$

$$b = 2\mathbf{p}l \cdot \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h} + 4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \tag{11-34}$$



## 11.2.2 不包括亮度信息情况

这时，可以从上述推导过程中，去除亮度信息即可，如：

对于  $q = 0$  ,

$$\begin{aligned}
 P(q = 0, \vec{v}_k, n_k = m) &= \iint f(\vec{v}_k / q = 0, n_k = m, v^*(k), a^*(k)) \\
 &\quad \times P(q = 0 / n_k = m, v^*(k), a^*(k)) \\
 &\quad \times P(n_k = m / v^*(k), a^*(k)) \\
 &\quad \times f(v^*(k), a^*(k)) dv^* da^* \\
 &= \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2p \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^m \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right] \\
 &\quad \times P(m) \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{h^2}{2}} \right)
 \end{aligned} \tag{11-35}$$

对于  $q \neq 0$  ,

$$\begin{aligned}
 P(q, \vec{v}_k, n_k = m) &= \int (q, \tilde{v}, v_q(k), a_q(k), n_k = m) da_q(k) \\
 &= f(\tilde{v} | q, v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\quad \times P(q | q \neq 0, v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\quad \times P(q \neq 0 | v_q(k), a_q(k), n_k = m) \\
 &\quad \times P(n_k = m | v_q(k), a_q(k)) \\
 &\quad \times f(v_q(k), a_q(k)) da_q(k)
 \end{aligned} \tag{11-36}$$

其中每一项的推导方法，与上一小节类似。故有：

$$\begin{aligned}
 P(q, \vec{v}_k, n_k = m) &= \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2p \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1, l \neq q}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right] \\
 &\quad \times \frac{1}{m} P(m-1) \frac{1}{\sqrt{\left| 2p \mathbf{S}_k \right|}} \exp \left[ -(1/2) v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right] \\
 &\quad \times \int \mathbf{I} \left( a_q(k) > \left( \frac{1}{2\mathbf{r}} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) + \mathbf{h} \right) \right) \frac{1}{\sqrt{2p}} \exp \left[ -(a_q(k) - \mathbf{r})^2 / 2 \right] da_q(k)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{m} \cdot P(m-1) \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1, l \neq q}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right] \\
 &\times \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \mathbf{S}_k \right|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right] \\
 &\times \exp \left[ -\frac{1}{2} \cdot \frac{1+4\mathbf{r}(\mathbf{h}-\mathbf{r})}{4\mathbf{r}^2} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right] \cdot \exp(-(\mathbf{h}-\mathbf{r})^2 / 2)
 \end{aligned} \tag{11-37}$$

结合式(11-36)和式(11-37), 有:

$$\begin{aligned}
 &\frac{P(\mathbf{q}=0, \vec{v}_k, n_k=m)}{P(\mathbf{q}, \vec{v}_k, n_k=m)} \\
 &= \frac{\left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^m \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right]}{\frac{1}{m} \cdot P(m-1) \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}} \mathbf{S}_k \right|}} \right)^{m-1} \times \exp \left[ -\frac{1}{2} \left( \frac{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}}{4\mathbf{r}^2} \right) \sum_{l=1, l \neq q}^m v_l(k)^T \mathbf{S}^{-1} v_l(k) \right]} \\
 &\times \frac{P(m) \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right)}{\frac{1}{\sqrt{\left| 2\mathbf{p} \mathbf{S}_k \right|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right]} \\
 &\times \frac{1}{\exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{1+4\mathbf{r}(\mathbf{h}-\mathbf{r})}{4\mathbf{r}^2} v_q(k)^T \mathbf{S}_k^{-1} v_q(k) \right] \cdot \exp(-(\mathbf{h}-\mathbf{r})^2 / 2)} \\
 &= \frac{\mathbf{I} \cdot \sqrt{\left| 2\mathbf{p} \mathbf{S}_k \right|} \cdot \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1+4\mathbf{r}\mathbf{h}+4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \cdot \exp[(\mathbf{h}-\mathbf{r})^2 / 2]}{1}
 \end{aligned} \tag{11-38}$$

再考虑  $\sum_{q=0}^{n_k} b(q) = 1$ , 有:

$$\mathbf{b}_q(k) = \frac{1}{b + n_k} \quad \mathbf{q} \in [1, n_k] \quad (11-39)$$

$$\mathbf{b}_0(k) = \frac{b}{b + n_k} \quad \mathbf{q} = 0 \quad (11-40)$$

其中，

$$b = \mathbf{l} \cdot \sqrt{|2\mathbf{p}\mathbf{S}_k|} \cdot \left( 1 - \frac{4\mathbf{r}^2}{1 + 4\mathbf{r}\mathbf{h} + 4\mathbf{r}^2} e^{-\frac{\mathbf{h}^2}{2}} \right) \cdot \exp[(\mathbf{h} - \mathbf{r})^2 / 2] \quad (11-41)$$

### § 10.3 跟踪性能理论分析

从式(11-37)中可见， $\mathbf{b}_q(k)$  是常数。其原因分析如下：

在传统的概率数据关联滤波(PDAF)技术(只依据位置和速率信息进行数据关联)中，对每一个测量结果计算关联概率时，越接近预测位置，系统所分配的关联概率就越大，反之亦然。在前章介绍的附带亮度信息的概率数据关联滤波(记为 PDAF-AI)技术中，还要考虑其亮度信息，即越接近预测位置，而且亮度越大，系统将分配越大的关联概率。在上述两种情况下，检测器是以 CFAR 模式工作的，测量结果是与某一固定门限进行比较后，大于门限的测量值送入跟踪器，在那里进行数据关联。

本章介绍了基于 Bayes 模式的检测器及相应的概率数据关联滤波(附带亮度信息的记为 PDAF-BDAI，不附带亮度信息的记为 PDAF-BD)。其中，统计量经过与离预测位置的距离有关的可变门限进行比较后得到测量结果。此门限在预测位置附近较低，远离预测位置则越大。显然，离预测位置较远的统计量要超过门限必须具备较高的亮度。在向跟踪器不传递亮度信息情况下，这样的大亮度和离预测位置的远距离的作用相互抵消，使得在数据关联时对所有的测量结果给予均等的权重。

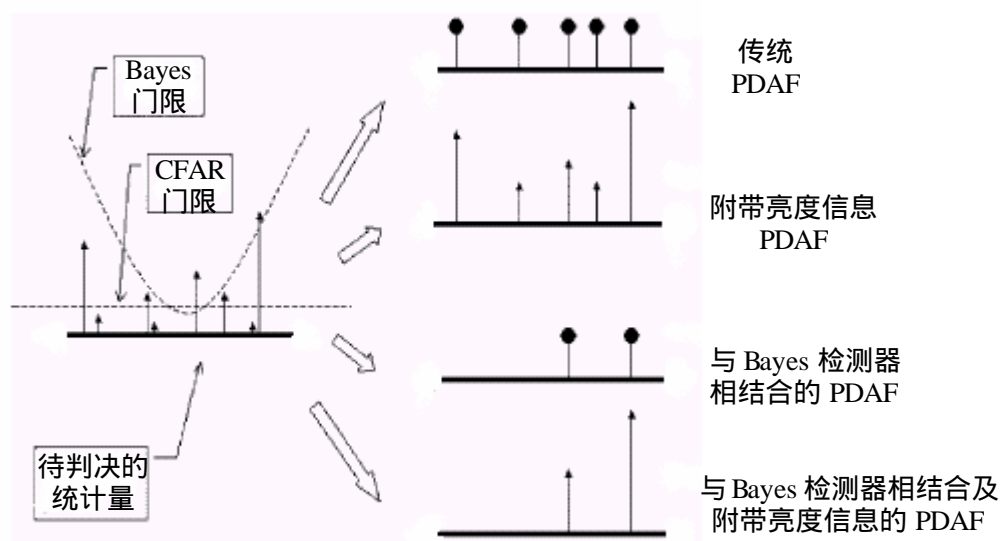


图 11.2 Bayesian 和 CFAR 门限与不同数据关联技术所接收的测量结果示意图

## § 10.4 总结

通常，检测器和跟踪器之间存在单向数据通信，即数据流方向是从前者到后者。而本章研究了后者向前者“反馈”数据时的双向数据通信情况。在单向数据通信下，检测器是以 Neyman-Pearson 模式工作的，实施简单，预算量少等特点，得到了广泛的应用。如果，跟踪器向检测器反馈的数据（本文中包括预测位置和新息协方差矩阵）中能够得到关于目标的先验知识，则可利用强有力的 Bayes 检测器。两者主要不同点在于门限，前者是固定的，而后者则是变动的。

本章在序列图像情况下，残留噪声具有高斯白特性及检测器和跟踪器之间存在双向数据通信时，推导了关联概率的计算公式，包括检测器向跟踪器传递的数据流中是否含有亮度信息等两种情况。

本章只给出了其理论研究和性能理论分析，其内容有待于进一步实验论证和推广。

## 全文总结

为了尽可能早地发现目标，使防御武器有足够的反应时间，要求目标在很远处就能被检测到。由于距离较远，目标在成像系统中表现为点状目标，其尺寸一般为一个或几个像素。另一方面，摄像机内的噪声及背景杂波干扰又往往较强，因而在低信噪比(SNCR)条件下，从红外图像序列中检测出微弱点状运动目标是对IRST系统有着重要的意义。IRST系统以日夜全天候工作能力，抗干扰能力强，受闪光影响小，不易暴露，探测距离远，可将来自景物的不可见辐射转变为供人员观察或处理的可见图像等显著特点，在军用和民用领域得到了广泛的应用。

由于点状目标的像元个数很少，缺乏目标的结构信息，单从灰度来看，难于同噪声区别开来，一般基于灰度的运动目标检测方法无法采用，可供分割，检测与跟踪算法利用的信息很少。另外，远距离监视要求和现代凝视型红外焦平面摄像技术的高帧速及宽视场光学特点，对IRST系统提出了一大挑战。针对这些挑战，IRST系统的不足点主要表现在信号处理和目标跟踪部分。

本文接受上述应用和技术上的挑战，为使IRST系统适合于强杂波环境中检测与跟踪微弱点状运动目标，应用中充分发挥其特点，做了大量的工作，研究和开发了相应的关键技术和算法。现对研究工作和研究成果进行归纳和总结：

1. 首先对图像序列中微弱点状运动目标的检测与跟踪相关技术及研究动态做了较深入的调查研究。分析了点状运动目标的特点及其检测的困难。相关的技术主要包括：图像全局运动估计与补偿技术，静态和动态杂波抑制技术，先跟踪后检测技术，及目标跟踪技术等。
2. 给出了IRST系统的技术和应用特点，结合现代成像技术的发展状况和应用需求，描述了IRST系统在强杂波环境中，检测与跟踪点状运动目标时所面临的挑战。本文提出了几种改进方案，给出了其详细的实施过程，实验结果，并论证了方案的可行性。
3. 研究了一种基于层次模型的图像全局运动鲁棒估计与补偿技术。运动背景校正技术是序列图像中运动分析和分割中占有重要的地位。目的是抵消由于成像传感器的颤动而带来的影响。本文采用

了基于两帧的运动分析方法，首先从图像局部区域中随机选择一些像速点，通过光流场技术来估计各点的运动速度，之后通过鲁棒的叠代排除奇异点法来估计摄像机的八参数运动模型，通过估计出来的摄像机运动参数反过来估计图像中每点的位移矢量来校正图像运动背景。为了解决快速图像全局运动，采取了一种基于层次模型的处理方法，即首先原始图像序列用亚采样的办法划分成具有金字塔式分辨率的多个子图像，使得每一个子图像运动相对小些，然后在每一个子图像中估计出运动模型参数。原图像的运动参数通过计算所有子图像运动参数加权和获得。这种技术具有计算量少，实现简单，性能可靠等优点。

4. 杂波抑制技术是从序列图像中检测及跟踪微弱点状运动目标过程中的一个重要技术环节。本文详细地研究了共三种静态杂波抑制技术，给出了理论推导和实验结果。对残留噪声的统计特性通过 Kendall 秩相关系数和 Friedman 统计量的计算，进行了其高斯性和独立性检验。
5. 动态杂波在实际应用中是不可避免的，而且其统计特性往往是未知的，再加上其种类繁多，使得抑制技术非常复杂，难以提出一种统一的动态杂波消除技术。本文在研究动态杂波的产生机理和实际应用需求，提出了基于非参数的时空滤波技术，它适合于抑制任何类型的动态杂波，实现简单，运算速度快等特点。
6. 在强杂波环境中微弱目标的检测时，人们通常利用 TBD 技术来增强目标能量。TBD 的实质是一种目标增强过程。它根据所假设的目标运动，在可能的运动轨迹上对目标能量进行累加。但是，其效果不是经常很好。它与目标的运动特性，目标信噪比，应用所允许的搜索时间以及系统总虚警率有关。本文较详细地研究了其性能特点，给出了理论性能分析和仿真结果。
7. 在具体实现 TBD 技术时，运动轨迹的搜索需要在时空三维空间中进行，其缺点是搜索时间长。为克服这一缺点，本文采用投影的方法，将杂波抑制后的时空三维图像投影到二维空间中，得到组合图像。然后，在二维空间中进行轨迹搜索并进行目标能量累加。在进行投影和累加操作时，本文采用无线通信系统中常用的分集与线性合并法：使用选择式合并法来实现从时空三维图像向二维空间的投影；而在可能的轨迹上进行目标能量累加时，则使用均等增益合并法。本算法具有计算量少，便于实时实现等优点。

8. 本文从待二元判决统计变量的分布特性出发，研究了一种获得有利于提高系统检测性能的分布变换法。此种变换是通过时空分集与非线性合并法来实现的。经过变换，提高了信噪比，改造了分布形状，获得了有利于二元判决的分布。分析了几种变换方法以及多种在不同条件下的实施方案，并给出了相应的仿真结果。PC 仿真结果与国内外相应文献比较，在信噪比、检测概率与虚警概率方面具有更好的性能，且算法的实时性好。
9. 在很多理论分析中，假定目标尺寸为 1 个像素，其亮度保持不变而且以每帧 1 像素(1ppf)速度运动。然而，很多实际情况下，不同尺寸的很多目标以不同的速率在运动，且其亮度随时间发生着变化。本文针对这些实际问题，提出了解决方案：针对检测以不同速率运动的多目标提出了金字塔式分辨率亚采样解决方案；针对不同尺寸的目标则提出了成批处理方法；针对可变亮度的目标则提出了可变集成度解决方案。研究了集成度，运动速度和目标亮度（信噪比）之间的关系。
10. 研究了一种基于条件跟踪的动目标 NP 高分辨检测技术。此技术以基于 TBD 技术的多帧检测成功为条件，通过预测目标在下一单帧上可能的存在区域，再在此区域内进行目标的 *Neyman-Pearson* 检测。由于信噪比很低，可能会出现很多虚假目标，利用已获知的目标初始信息和数据关联技术，确定其中某一个为真实目标，从而达到高分辨检测目的。本文将概率数据关联技术应用到图像序列中高分辨检测点状运动目标领域，得到了重要的理论分析和实验结果。从检测器传递到跟踪滤波器的信息中，包括目标的初始位置、运动速率以及目标亮度。跟踪滤波器接收这些信息后，利用卡尔曼滤波器来预测目标在下一帧的可能状态。
11. 研究了一种基于条件跟踪的动目标 Bayes 高分辨检测技术。通常，检测器和跟踪器之间存在单向数据通信，即数据流方向是从前者到后者。而本文研究了跟踪器向检测器“反馈”数据时的双向数据通信情况。在单向数据通信下，检测器是以 *Neyman-Pearson* 模式工作的。本文将跟踪器向检测器反馈的数据（本文中包括预测位置和“新息”协方差矩阵）作为关于目标的先验知识，得到了 Bayes 检测器，其性能优于前者。两者主要不同点在于门限，前者是固定的，而后者则是变动的。

综上所述，本论文的主要贡献点可以归结为如下：

- (1) 研究了IRST系统应用在强杂波环境中检测与跟踪点状目标情况下的不足，并提出了改进措施。
- (2) 建立了杂波抑制，目标检测与跟踪模型。
- (3) 研究了一种基于层次结构的图像全局运动鲁棒估计与补偿技术。
- (4) 研究了两种基于非参数回归估计的静态杂波抑制技术。
- (5) 研究了一种动态杂波的时空非参数抑制技术。
- (6) 对DBT和TBD技术进行了其性能比较分析。
- (7) 研究了基于时空分集理论与线性合并的TBD实现技术。
- (8) 研究了基于分布变换理论的系统检测性能提高技术。
- (9) 提出了多信噪比、多速率以及多尺寸多目标的检测策略。
- (10) 在序列图像条件下，研究了一种基于概率数据关联滤波器和Kalman滤波器的微弱点状运动目标NP高分辨检测技术。
- (11) 在序列图像条件下，推导了一种基于条件跟踪的微弱点状运动目标Bayes高分辨检测算法。



## 参考文献

### 一、杂波抑制技术类(代码为 CR: Clutter Rejection)

- [1]  
A. Margalit, I. S. Reed, R. M. Gagliardi  
**Adaptive Optical Target Detection Using Correlated Images**  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System , Vol. 21, No.3, May 1985 , 394~405
- [2]  
Jiah Yeu Chen, Irving S. Reed  
**A Detection Algorithm For Optical Targets in Clutter**  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System , Vol. 23, No.1, Jan. 1987, 46~59
- [3]  
傅志中, 刘镰斧, 李在铭  
**M-G分布模型与点目标自适应检测算法**  
信号处理, Vol.17, 400~404
- [4]  
Sergei Leonov  
**Nonparametric methods for clutter removal**  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol.37, No.3, July 2001, 832-847
- [5]  
Henry Leung  
**Nonlinear Clutter Cancellation and Detection Using a Memory-Based Predictor**  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System , Vol. 32, No.4, Oct. 1996, 1249~1256
- [6]  
H. Leung, Alyssa Young  
**Small Target Detection in Clutter Using Recursive Nonlinear Prediction**  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol.36, No.2, Apr. 2000,713-718
- [7]  
H. Leung, S. Haykin  
**Detection and Estimation Using an Adaptive Rational Function Filter**  
IEEE Trans. on Signal Processing, Vol.42, No.12, Dec. 1994, 3366-3376
- [8]  
P. A. French  
**Enhanced Detect ability of small Objects in Correlated Clutter Using an Improved 2-D Adaptive Lattice Algorithm**  
IEEE trans. On Image Processing, Vol. 6, No.3, Mar. 1997, 383~397
- [9]  
H. Youlal  
**Two-Dimensional Joint Process Lattices for Adaptive Restoration of Images**  
IEEE trans on Image Processing, Vol. 1, July 1992, 366~378

- [10]  
Alexander Tartakovsky, Rudolf Blazek  
**Effective Adaptive Spatial-Temporal Technique for Clutter Rejection inIRST**  
SPIE Proceedings: Signal and Data Processing of Small Targets, Vol. 4048, 2000, 1~11
- [11]  
Robin N. Strickland, Hee Il Hahn  
**Wavelet Transform Methods for Object Detection and Recovery**  
IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, No.1, May 1997, 724~735
- [12]  
David P. Casasent, Jone-Scott Smokelin, Anqi Ye  
**Wavelet and Gabor Transforms for Detection**  
Optical Engineering, Vol. 31, No.9, Sep. 1992, 1893~1898
- [13]  
David P. Casasent, Jone-Scott Smokelin  
**Real, Imaginary, and Clutter Gabor Filter Fusion for Detection with Reduced false Alarms**  
Optical Engineering, Vol. 33, No. 7, July 1994, 2255~2263
- [14]  
A. Meygeret  
**Segmentation of Optical Flow and 3D Data for the Interpretation of Mobile Objects**  
Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision, 1990, 238~245
- [15]  
J. Wang  
**Camera Calibration with distortion models and accuracy evaluation**  
IEEE Trans. On PAMI, Vol. 14, No. 10, Oct. 1992, 965~980
- [16]  
D. Wang  
**Global Motion Parameters Estimation Using a Fast and Robust Algorithm**  
IEEE Trans. On Circuits and Systems for Video Technology, Vol.7, No. 5, Oct. 1997
- [17]  
C. S. Kim  
**A Novel Global Motion Estimation/Compensation Technique for Motion Compensated Coding**  
International Picture Coding Symposium, Melbourne, Australia, 1996, 595~598
- [18]  
W. Enkelmann  
**Investigations of Multi-grid Algorithms for the Estimation of Optical Flow Fields in Image Sequence**  
Computer Visual Graph Image Process, Vol. 43, 1988, 150~177
- [19]  
S. V. Fogel  
**Estimation of Velocity Vector Field from Time-varying Image Sequences**  
CVGIP: Image Understanding, Vol.53, 1991, 253~287

- [20]  
Christoph S.  
**Object-based Estimation of Dense Motion Fields**  
IEEE Trans. On IP, Vol.6, No.2, Feb. 1997, 234~250
- [21]  
M. Bierling  
**Displacement Estimation by Hierarchical Block-Matching**  
SPIE Proceedings: Visual Communication and Image Process, Vol.1001, 1988, 942~951
- [22]  
V. Seferidis, M. Ghanbari  
**General approach to block-matching Motion Estimation**  
Optical Engineering, Vol.32, Jul. 1993, 1464~1474
- [23]  
B. Liuand, A. Eaccatin  
**New Fast Algorithm for the Estimation of Block Motion Vectors**  
IEEE Trans. On Circuit and System Video Technology, Vol.3, No.2 , Apr. 1993, 148~157
- [24]  
J. Biemod  
**A pixel-recursive Wiener-based displacement estimation Algorithm**  
Signal Processing, Vol.13, Dec. 1987, 399~412
- [25]  
J. Konrad, E. Dubois  
**Bayesian Estimation of Motion Vector Fields**  
IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence, Vol.14, Sep.1992, 910~927
- [26]  
I. Abdelqader  
**Energy Minimization Approach to Motion Estimation**  
IEEE Trans. On Circuit and System Video Technology, Vol.3, No.2 , Apr. 1993, 148~157
- [27]  
S-L. Lu  
**Robust Estimation of Motion Vector Fields with Discontinuity and Occlusion Using Local Outlier Rejection**  
SPIE, Vol.2094, 1993, 588~599
- [28]  
艾斯卡尔, 李在铭  
**一种基于层次模型的图像全局运动鲁棒估计与补偿技术**  
已投信号处理学报
- [29]  
A. Verri  
**Motion Field and Optical Flow : Qualities properties**  
IEEE Trans. On PAMI, Vol.11, May 1989, 490~198

- [30]  
T.S.Huang  
**Motion and Structure from Orthographic Projection**  
IEEE Trans. On PAMI, Vol.11, May 1989, 536~540
- [31]  
D. Dementhon  
**Exact and Approximate Solutions of the Perspective Three Point Problem**  
IEEE Trans. On PAMI, Vol.14, Nov. 1992, 1100~1104
- [32]  
Burt P. J., et. al  
**The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code**  
IEEE trans On Communication, Vol.31, 1983:532~540
- [33]  
B. D. Lucas, et. al  
**A Iterative image-registration technique with an application to stereovision**  
In DARPA Proc. of Image Understanding Workshop, 1981,121~130
- [34]  
D. G Sim  
**Robust Reweighed MAP Motion Estimation**  
IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(4), 353~365
- [35]  
Glad Adiv  
**Determining Three Dimensional Motion and Structure from Optical Flow Generated by Several Moving Objects**  
IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, July 1985, Vol. 7, No. 4, 384~401
- [36]  
Morgan at el.  
**Moving Target Detection and Tracking**  
<http://www.ca.defgrp.com/index.htm>
- [37]  
Jerry Silverman , Charlene Caefer at el.  
**Temporal Filtering for Point Target Detection in Staring Infrared Imagery**  
<http://www.afrl.af.mil/techconn/index.htm>
- [38]  
艾斯卡尔, 李在铭  
**动杂波非参数抑制与点状弱运动目标检测**  
电子测量与仪器学报, 已录用, 近期发表
- [39]  
Donoho D. L. & Jonestone I. M.  
**Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage**  
Biometrika, 81, 425~455

- [40]  
Donoho D. L. & Jonestone I. M.  
**Wavelet Shrinkage Asymptopia?**  
Journal of the Royal Statistical Society B, 57, 301 ~ 369
- [41]  
Bernard Delyon, Anatoli Juditsky  
**On The Computation Of Wavelet Coefficients**  
Campus Universitaire De Beaulieu 35042 Rennes Cedex France, ISSN 1166-8687
- [42]  
G. P. Nason  
**Wavelet regression by cross-validation**  
Department of Mathematics, University of Bristol, United Kingdom, 24<sup>th</sup> March 1994
- [43]  
Nick Kingsbury, Julian Magarey  
**Wavelet Transforms in Image Processing**  
University of Cambridge, Department of Engineering
- [44]  
Lain M. Jonestone, Bernard W. Silverman  
**Wavelet threshold estimators for data with correlated noise**  
Stanford University, CA 94305, December 21 1994
- [45]  
Carl Taswell  
**The What, How, and Why of Wavelet Shrinkage Denoising**  
Computational Toolsmiths, Stanford, Technical Report, CA 94309-9925
- [46]  
Shi Rong, Li Zaiming  
**The Optical Flow Estimation with Displacement Compensation for High-Speed Motion**  
International Conference on Communications, Circuits and Systems, Chengdu, China, June 2002 , 595 ~ 599
- [47]  
Mary Allen Bock, T. Tony Cai  
**An Introduction to Wavelets in Statistics**  
Department of Statistics, Perdue University, August 12 1997

## 二、目标检测技术类(代码为 TD: Target Detection)

[1]

I. S. Reed, R. M. Gagliardi, H. M. Shao

**Application of Three Dimensional Filtering to Moving Target Detection**

IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System , Vol. 19, 1983 , 898~904

[2]

George A. Lampropoulos, James F. Boulter,

**Filtering of Moving Targets Using SBIR Sequential Frames**

IEEE Trans On Aerospace and Electronic System , Vol.31, No.4, Oct. 1995, 1255~1266

[3]

I. S. Reed, R. M. Gagliardi

**Optical Moving Target Detection with 3-D Matched filtering**

IEEE Trans. on Aerospace and Electronic System, Vol.24, No.4, 1988

[4]

Paul Frank Singer

**Performance Analysis of a Velocity Filter Bank**

SPIE vol. 3163, 96~107

[5]

S. C. Pohlig

**Spatial-Temporal Detection of Electro-Optic Moving Targets**

IEEE Trans. On Aerospace and Electronic System, Vol.31, No.2, Apr. 1995, 608~616

[6]

Paul Wei, James Zeidler, Walter Ku

**Analysis of Multiframe Target Detection Using Pixel Statistics**

IEEE Trans On Aerospace and Electronic System, Vol.31, No.1, Jan. 1995, 238~246

[7]

S. D.Blostein and H.Richardson

**A Sequential Hypothesis Testing Approach to Combined Detection and Tracking**

SPIE vol.1954

[8]

Steven D. Blostein, Thomas S. Huang

**Detecting Small Moving Objects in Image Sequences Using Sequential Hypothesis Testing**

IEEE trans on Signal Processing, Vol.39, No.7, July 1991, 1611~1629

[9]

Hyangjun Im, Taejeong Kim

**Optimization of Multi-frame Target Detection Schemes**

IEEE trans on Aerospace and Electronic System , Vol.35, No.1, Jan. 1999, 176~186

[10]

Barniv Y

**Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets**

IEEE trans on Aerospace and Electronic System , Vol.21, 1985, 144~156

- [11]  
Barniv Y  
**Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets Part II:Analysis**  
IEEE trans on Aerospace and Electronic System , Vol.23, 1987, 776~778
- [12]  
P. L. Chu  
**Optimal Projection for Multidimensional signal Detection**  
IEEE Trans. on ASSP-36,1988,(5), 775~786
- [13]  
G. H. Watson, S. K. Watson  
**The Detection of Moving Targets in Time-sequenced Imagery Using Statistical Background Rejection**  
SPIE vol. 3163, 45~53
- [14]  
Roth M.  
**Neural Networks for extraction of Weak Targets in High Clutter Environment**  
IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol.19, No.10, Oct. 1989, 1210~1217
- [15]  
J.F.Rivest  
**Detection of Dim Targets in Digital Infrared Images by Morphologic Image Processing**  
Optical Engineering, Vol. 35, No. 7, 1996, 1886~1893
- [16]  
A.Sarkan, et. al  
**Performance Evaluation of 2D Adaptive Prediction Filters for Detection of Small Objects in Image Data**  
IEEE trans. On IP, Vol.2, July 1997:327~340
- [17]  
B. Porat, B. Friedlander  
**A Frequency Domain Algorithm for Multi-frame Detection and Estimation of Dim Targets**  
IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.4, April 1990
- [18]  
Wouter Beck  
**Image enhancement and moving target detection in IR image sequence**  
Proceeding of SPIE Vol. 2020, 1993, 187~195
- [19]  
Caefer C. E.  
**Point Target Detection in Consecutive Framer IR Imagery with Evolving Cloud Clutter**  
Proceeding of SPIE, Vol. 2561, 1995, 14~24
- [20]  
Mooney J. M.,  
**Point Target Detection in Consecutive Frame Staring Infrared with Evolving Cloud Clutter**  
Optical Engineering, Vol.34, Sep. 1995, 2772~2784

[21]

W. L. New, et. al

**New Method for Detection of dim point-targets in infrared images**

SPIE, Vol.3809, 1999, 141~150

[22]

G. H. Watson and S. K. Watson

**The Detection of Moving Targets in Time-sequenced Imagery Using Statistical Background Rejection**

SPIE vol. 3163, 45~53

[23]

P. L. Chu

**Optimal Projection for Multidimensional signal Detection**

IEEE Trans. on ASSP-36,1988,(5), 775~786

[24]

Mooney J. M.,

**Point Target Detection in Consecutive Frame Staring Infrared with Evolving Cloud Clutter**

Optical Engineering, Vol.34, Sep. 1995, 2772~2784

[25]

Mooney J. M.,

**Point Target Detection in Consecutive Frame Staring Infrared with Evolving Cloud Clutter**

Optical Engineering, Vol.34, Sep. 1995, 2772~2784

[26]

Mooney J. M.,

**Point Target Detection in Consecutive Frame Staring Infrared with Evolving Cloud Clutter**

Optical Engineering, Vol.34, Sep. 1995, 2772~2784



### 三、目标跟踪技术类(代码为 TT: Target Tracking)

[1]

F. G. Meyer

**Region-based Tracking Using Affine Motion Models in Long Image Sequences**

CVGIP, Image Understanding, Sep. 1994, 60(2), 119~140

[2]

F. Leymarie

**Tracking Deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model**

IEEE trans. On PAMI, June, 1993, Vol.15:617~634

[3]

T. S. Huang, A. Netrau

**Motion and Structure from Feature of a Rigid Object form a Sequence of Monocular images**

IEEE trans. On PAMI, June 1991, Vol.13, 497~513

[4]

S. Gil

**Feature Selection for Object Tracking in Traffic Scenes**

SPIE VOL.2344, Intelligent Vehicle Highway Systems, 253~265

[5]

T. J. Broida

**Estimation of Object Motion Parameters from Noisy Image**

IEEE trans. On PAMI, Jan. 1986, 8(1), 90~99

[6]

Y. Bar-shalom

**Tracking Methods in a Multi-target Environment**

IEEE trans. On Automatic Control, 1978, 23(4), 618~626

[7]

S. D. Blostein and H. Richardson

**A Sequential Hypothesis Testing Approach to Combined Detection and Tracking**

SPIE vol.1954

[8]

Y. Bar-shalom

**Tracking in the Clutter Environment with Probabilistic Data Association**

Automatica, Vol.11, 1975, 451~460

[9]

Y. Bar-shalom

**Consistency and Robustness Evaluation of PDAF for Target Tracking in a Cluttered Environment**

IEEE trans. on Automatic control, Vol.19, July 1983, 431~437

[10]

A. Mahalanbis

**Improved Multi-target Tracking in Clutter by PDAF Smoothing**

IEEE trans. On AES, Jan.1990, Vol.26, 131~120

- [11]  
A. B. Poore, N. Rihavec  
**Data Problems Posed as Multidimensional Assignment Problems: Problem Formulation**  
SPIE Vol. 1954, 552~563
- [12]  
K. J. Molnar, J. W. Modestino  
**Application of the EM Algorithm for the Multitarget/Multisensor Tracking Problem**  
IEEE Trans. On Signal Processing, 1998, 46(1), 115~129
- [13]  
K. J. Molnar, J. W. Modestino  
**Application of the EM Algorithm for the Multitarget/Multisensor Tracking Problem**  
IEEE Trans. On Signal Processing, 1998, 46(1), 115~129
- [14]  
Caefer C. E., et. al  
**Optimization of Point Target Tracking Filter**  
IEEE trans on AES, Vol.36, No.1, Jan.2000: 15~25
- [15]  
Bruno M. G S., et. al  
**Multi-frame Detector/Tracker: Optimal Performance**  
IEEE trans on AES Vol.37, No.3, July 2001, 925~944
- [16]  
Bruno M. G S., et. al  
**The Optimal 2D Multi-frame Detector/tracker**  
International Journal of Electronic and Commu nication, Vol.53,No.6, Dec. 1999, 340~355
- [17]  
Peter Willett, Ruixin Niu, and Y. Bar-shalom  
**Integration of Bayes detection with target tracking**  
*IEEE Trans. Signal processing*, Vol49, No.1, January 2001, 17~29
- [18]  
D. Lerro and Y. Bar-Shalom  
**Interacting multiple model tracking with target amplitude feature**  
IEEE Trans. Aerospace and Electronic System., vol. 29, Apr. 1993, 494 – 509

#### 四、参考书目类(代码为 RB: Referenced Books)

[1]

K. Sam Shanmugan, Arthur M. Breipohl

**Random Signals Detection, Estimation and Data Analysis**

John Wiley & Sons, Inc., 1988

[2]

李智勇, 沈振康, 杨卫平, 谌海新

**动态图象分析**

国防工业出版社, 1999, 151 ~ 165

[3]

徐之海, 李奇

**现代成像系统**

国防工业出版社, 2001.9

[4]

欧阳杰

**红外电子学**

北京理工大学出版社, 1997.1

[5]

赵淑清, 郑薇

**随机信号分析**

哈尔滨工业大学出版社, 1999.6

[6]

John E. Freund, Ronald E. Walpole

**Mathematical Statistics** (Fourth Edition)

Prentice-Hall, Inc., 1987

[7]

D. R. Cox, D. V. Hinkley

**Theoretical Statistics**

Chapman and Hall, 1986

[8]

Harry L. Van Trees

**Detection, Estimation, and Modulation Theory** (Part 1)

John Wiley & Sons, Inc., 1968

[9]

Harry L. Van Trees

**Detection, Estimation, and Modulation Theory** (Part 3)

John Wiley & Sons, Inc., 1971

[10]

T. W. Anderson

**An Introduction to Multivariate Statistical Analysis** (Second Edition)

John Wiley & Sons, Inc., 1971

- [11]  
N. Balakrishnan, A. Clifford Cohen  
**Order Statistics and Inference**  
Academic Press, Inc., 1991
- [12]  
Simon Haykin  
**Adaptive Filter Theory**  
Prentice-Hall, Inc., 1996, 302 ~ 337, 483 ~ 535
- [13]  
Rechard J. Larsen, Morris L. Marx  
**An Introduction to Mathematical Statistics and Its Applications**  
Prentice-Hall, Inc., 1986
- [14]  
Anthony D. Whalen  
**Detection of Signal in Noise**  
Academic Press, Inc., 1971
- [15]  
Saleem A. Kassam, John B. Thomas  
**Nonparametric Detection Theory and Applications**  
Dowden, Hutchinson & Ross, Inc., 1980
- [16]  
John G. Proakis  
**Digital Communications** (Third Edition)  
McGraw-Hill, Inc., 1995
- [17]  
陈逢时  
**子波变换理论及其在信号处理中的应用**  
国防工业出版社, 2001
- [18]  
李正良  
**矩阵理论和代数基础**  
电子科技大学出版社, 1989
- [19]  
李在铭, 张全芬, 李晓峰  
**随机信号分析及工程应用**  
电子科技大学出版社, 1990
- [20]  
李在铭  
**数字图像处理：压缩与识别技术**  
电子科技大学出版社, 2000.11

[21]

张贤达

现代信号处理

清华大学出版社，1995.5

[22]

吴诗其

信号估计与自适应处理

电子科技大学出版社，1995.10

[23]

朱济生，徐全智，朱宏

概率论与数理统计

电子科技大学出版社，1995.7, 239 ~ 283

[24]

A. Murat Tekalp

**Digital Video Processing**

Prentice Hall, PTR. 1995

[25]

Kenneth, R. Castleman

**Digital Image Processing**

Prentice Hall, Inc. 1996

## 五、技术报告(代码为 TR: Technical Reports)

[1]

陈颖

序列图像中微弱点状图像运动目标的检测及跟踪技术研究

电子科技大学102教研室技术报告

[2]

Ming Ye, Linda G. Shapiro, Robert M. Haralick

**Aerial Point Target Detection and Tracking : a Motion-Based Bayesian Approach Technical Report**

Intelligent Systems Laboratory Department of Electrical Engineering University of

Washington Seattle, WA, 98195-2500

[3]

William Dale Blair

**Technical Issues and Recent Advances in Target Tracking**

Air and Missile Defense Division Georgia Tech Research Institute

[4]

Ming Ye

**Motion Estimation for video coding: A survey**

EE 586 Final Report, Winter 1999

[5]

Andrew Cosand

**An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision**

**And Determining Optical Flow**

AECE CVRR, CSE 291 11/1/01

[6]

Skirmantas Kligys, Boris Rozovsky, Alexander Tartacovsky

**Detection Algorithms And Track Before Detect Architecture Based On Nonlinear Filtering For Infrared Search And Track Systems**

Center for Applied Mathematical Sciences, University of Southern California Los Angeles,  
CA 90089-1113

## 六、其它(代码为 OR: Other Resources)

[1]

Lawrence N. Peckham, Joel S. Davis, Robert C. Allen

**IRST Signal Processing Concepts**

SPIE, Vol. 750, 1987, 92~98

[2]

Arie de Jong

**IRST and Its Perspective**

SPIE, Vol. 2552, 206~213

[3]

David S. K. Chan, David A. Langan, Daniel A. Staver

**Spatial Processing Techniques for the Detection of Small Targets in IR Clutter**

SPIE, Vol. 1305, 53~56

[4]

**Moving Target Detection and Tracking**

[Http://www.ca.defgrp.com/index.html](http://www.ca.defgrp.com/index.html)

[5]

Greg Welch, Gary Bishop

**An Introduction to the Kalman Filter**

[Http://www.cs.unc.edu/~racker/ref/s2001/kalman/](http://www.cs.unc.edu/~racker/ref/s2001/kalman/)





## 致谢

在本文完成之际，我首先要感谢我的导师李在铭教授。在攻读学位期间，李老师那严谨的治学态度、高度的敬业精神、对事业不懈的追求和坦荡宽阔的胸怀，无时无刻给我以无形的熏陶，使我受益匪浅。

在论文的研究过程中，李老师以其敏锐的洞察力和渊博的学术修养指引和帮助我逐渐走出困惑。从课题最初的雏形到最后定稿的论文，李老师给我的帮助不仅仅只是学识上的收获，更多的是一种对科学研究工作无比热爱的精神和在寂寞中对真理和知识的执着求索。

在本文的研究工作中，我要感谢教研室的吴军蹄老师、刘镰斧老师、李晓峰老师、周宁老师，姜德新老师、饶渐升老师对我工作的帮助和支持。

感谢陈颖博士、朱晖博士、石荣博士，他们在我的研究工作中提出的建议与他们的交流使我在研究工作中获益良多。

在这里，我衷心地感谢趟在病床上的父亲，父亲的关怀和亲情是我成长的雨露与进步的源泉，在成长的道路上与人生历程中给予我无尽的勇气与信心。

谨以此文献给我故去的母亲。

最后，我要衷心地感谢我的爱人，Sayyarim，对我研究工作的关心、理解和支持。

## ACKNOWLEDGEMENTS

The author wishes to express his sincere gratitude to his advisor Prof. Li Zai Ming for his invaluable direction, expertise and support which made it possible for the author to finish Ph.D. study in Communication and Information Engineering and to publish several papers in first class academic magazines of China and International conferences. In the past four years, the author gained profound knowledge and strict training in video processing, statistical estimation, decision and computation methods for clutter suppression, target detection and tracking in heavy clutter environments under Prof. Li's guidance.

The author is also much indebted to Dr. Chen Ying for many helpful and inspiring technical discussions as well as his support in computer programming which made this research possible.

What is more, I really appreciate the help during my years in UESTC from all the teaching and research group members, staff members and fellow students, especially, Prof. Wu Jun Ti, Prof. Liu Lian Fu, and Prof. Li Xiao Feng.

I dedicate this dissertation to my parents, Hamdulla&Tajinsahan, for their constant love, enthusiastic support and encouragements through my whole life.

Finally and foremost, I wish to thank my wife, Sayyarim, for her patience and understanding. Her love has made all the difference.

# 个人简历

姓名(中文):艾斯卡尔·艾木都拉

姓名(英文): Askar Hamdulla

缩写(简称):艾斯卡尔

Askar H.

## 一、基本情况

|       |                 |               |                 |
|-------|-----------------|---------------|-----------------|
| 性 别   | 男               | 出 生 年 月 日     | 1972 年 2 月 17 日 |
| 国 籍   | 中国              | 民 族           | 维吾尔             |
| 籍 贯   | 新疆 省 喀什 市 叶城 县  | 婚姻状况          | 已婚              |
| 身份证号码 | 653126720217035 | 现 专 业 技 术 职 称 | 讲师              |

## 二、学习和工作经历及获学位情况(自大学起)

| 起止时间                         | 所 在 单 位               | 学习或<br>工 作 | 所获学位或<br>工 作 职 位 |
|------------------------------|-----------------------|------------|------------------|
| 自 1991 年 9 月<br>至 1993 年 7 月 | 新疆大学科技班               | 学习         | 预科               |
| 自 1993 年 9 月<br>至 1996 年 7 月 | 成都电子科技大学通信与信息工<br>程学院 | 学习         | 本科               |
| 自 1996 年 9 月<br>至 1999 年 3 月 | 成都电子科技大学通信与信息工<br>程学院 | 学习         | 硕士               |
| 自 1999 年 3 月<br>至 2003 年 3 月 | 成都电子科技大学通信与信息工<br>程学院 | 学习         | 博士               |

## 三、获科研成果奖励情况

| 名 称         | 具 体 内 容   | 项 数   |
|-------------|---|-------|
| 科研成果<br>奖 励 | 1. 因学习成绩优异,获得优秀奖学金三等奖和 Motorola 专项奖学金二等奖。<br>2. 主研开发的通用应用软件“多用户多媒体文档管理系统”已通过了四川省成果鉴定厅的鉴定,并得到了广泛使用。<br>3. 主研开发的专用软件“科技资料管理与网络服务系统”,“人力资源信息管理系统”,已通过了四川省华丰企业集团公司的认可,并已投入实用。 | 共 3 项 |

## 作者近期已发表、已录用和已投稿的论文

- [1] Askar H., Xiaofeng Li, Zaiming Li  
**Performance Analysis of Dim Moving Point Target Detection Algorithms**  
International Conference on Communications, Circuits and Systems, Chengdu, China, June 2002 , 605 ~ 609
- [2] Askar H., Ying Chen, Zaiming Li  
**Tracking Dim Moving Point Target Using Modified Probabilistic Data Association Filter**  
International Conference on Communications, Circuits and Systems, Chengdu, China, June 2002 , 620 ~ 624
- [3] Askar H., Zhizhong Fu, Zaiming Li  
**Detecting Dim Moving Point Targets Using Transformation of Pixel Statistics**  
International Conference on Communications, Circuits and Systems, Chengdu, China, June 2002 , 972 ~ 976
- [4] 艾斯卡尔, 李在铭  
**最优分布变换与微弱点状动目标检测技术**  
系统工程与电子技术, 已录用, 近期发表
- [5] 艾斯卡尔, 李晓峰, 李在铭  
**动杂波非参数抑制与点状弱运动目标检测**  
电子测量与仪器学报, 已录用, 近期发表
- [6] 艾斯卡尔, 李在铭  
**红外图像序列中微弱点状动目标的非参数检测**  
仪器仪表学报, 2002 , Vol.23, No.3:650 ~ 652
- [7] 艾斯卡尔, 李在铭  
**基于层次模型的图像全局运动鲁棒估计与补偿技术**  
已投系统工程与电子技术
- [8] 艾斯卡尔, 李在铭  
**基于小波回归估计的静态杂波抑制技术**  
已投信号处理学报
- [9] 艾斯卡尔, 李在铭  
**一种基于Bayesian方法的目标检测与跟踪技术研究**  
拟投电子学报