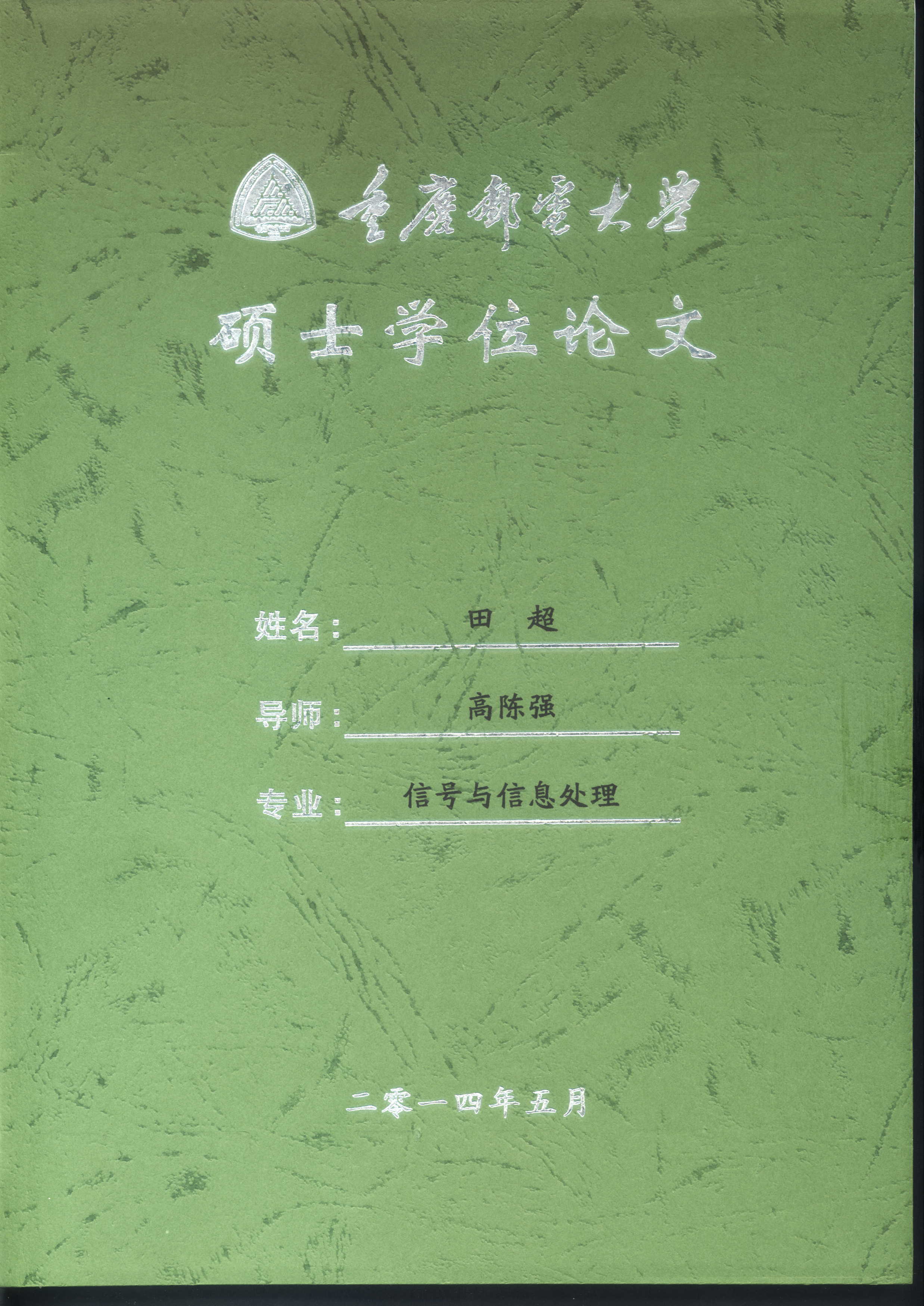
****

**分类号 TP391.41 密级 公开**

**重庆邮电大学硕士学位论文**

**论文题目** 基于张量建模的红外小目标检测

**英文题目**  Infrared Small Target Detection Based on

Tensor Modeling

**硕士研究生**  田 超

**指导教师**  高陈强 副教授

**学科专业** 信号与信息处理

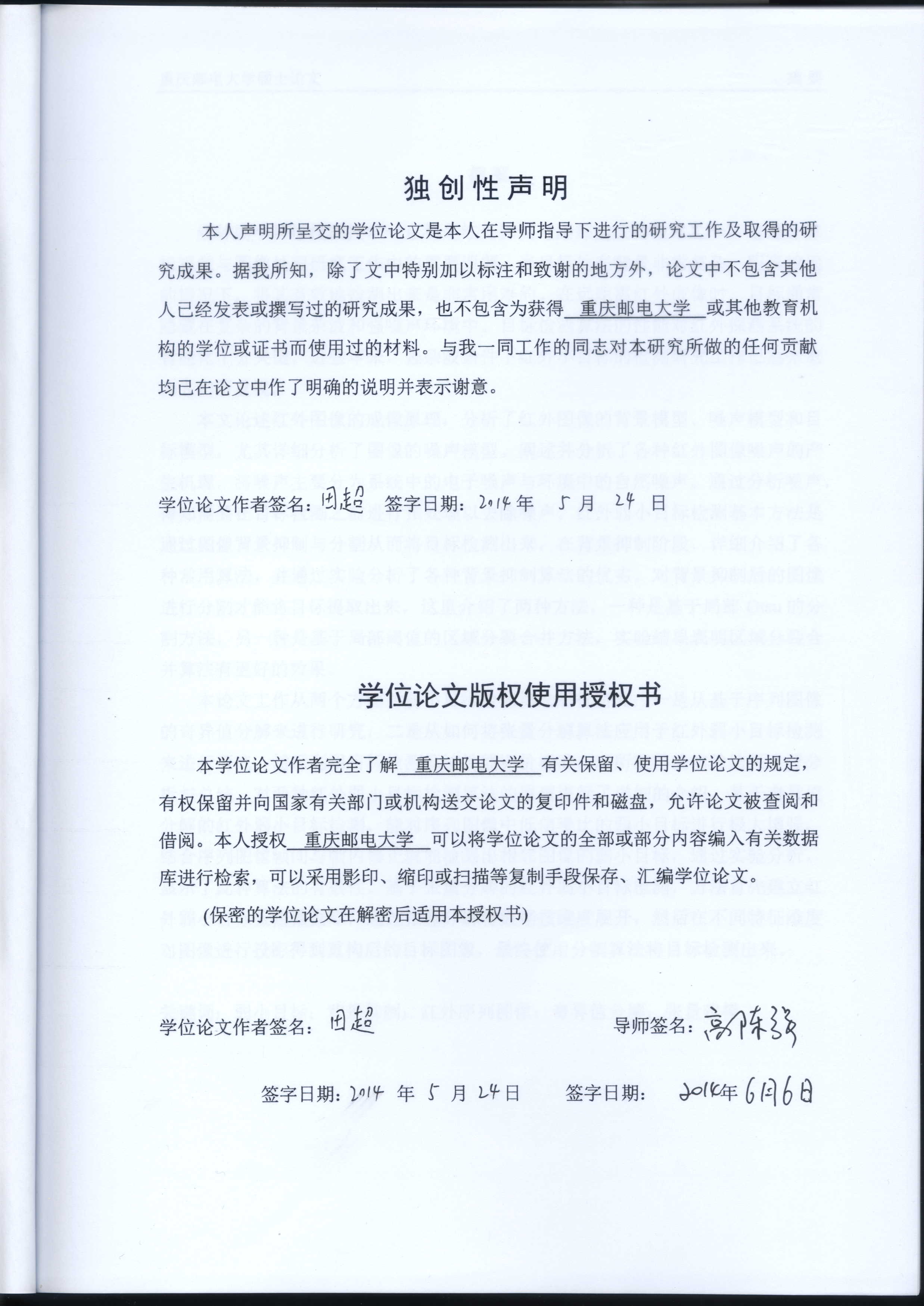
**论文提交日期 2014-05-24 论文答辩日期** **2014-05-24**

**论文评阅人**  学院盲审

黄启宏（副教授） 成都信息工程学院

**答辩委员会主席**  张天骐（教授）

**2014年 5 月 24 日**



# 摘 要

红外弱小目标检测技术一直都是红外探测与跟踪的关键技术之一，也是计算机视觉与图像处理研究工作中的重要课题。当目标处在背景非常复杂、距离较远的情况下，将其有效地检测出来是非常困难的。在远距离红外成像时，目标通常隐藏在复杂的背景杂波和强噪声环境中。目标检测算法的性能对红外探测系统的智能化十分关键。近些年来，强杂波条件下红外小目标的检测研究工作已愈来愈为人们所重视。

本文论述红外图像的成像原理，分析了红外图像的背景模型、噪声模型和目标模型，尤其详细分析了图像的噪声模型。阐述并分析了各种红外图像噪声的产生机理，将噪声主要分为系统中的电子噪声与环境中的自然噪声。通过分析噪声，得知需要在目标检测之前进行预处理以去除噪声。红外弱小目标检测基本方法是通过图像背景抑制与分割从而将目标检测出来，在背景抑制阶段，详细介绍了各种常用算法，并通过实验分析了各种背景抑制算法的优劣。对背景抑制后的图像进行分割才能将目标提取出来，这里介绍了两种方法，一种是基于局部Otsu的分割方法，另一种是基于局部阈值的区域分裂合并方法，实验结果表明区域分裂合并算法有更好的效果。

本论文工作从两个方面对弱小目标检测算法进行研究：一是从基于序列图像的奇异值分解来进行研究，二是从如何将张量分解算法应用于红外弱小目标检测来进行研究。然后利用目标检测算法性能评价标准，对所获得的实验结果进行分析与总结。对两种红外弱小目标检测算法的原理进行了详细的介绍。基于奇异值分解的红外弱小目标检测，能对序列图像中低信噪比的弱小目标进行极大增强，结合序列图像帧间与帧内修正就能检测出相邻图像的弱小目标，通过实验分析，显示了此种算法的有效性。基于张量分解的红外弱小目标检测，方法首先建立红外弱小目标张量数据库，通过张量分解将数据按维度展开，然后在不同特征维度对图像进行投影得到重构后的目标图像，最终使用分割算法将目标检测出来。

**关键词：**弱小目标；背景抑制；红外序列图像；奇异值分解；张量建模

# Abstract

The technology of infrared small target detection has been one of the key techniques of infrared detection and tracking, and this technology also is an important research topic of computer vision and image processing. It is very difficult to be detected when the target in the complex and long distance environments. The target is usually buried in an image with complex background clutter and strong noise environments. The high performance of target detection algorithm is crucial for infrared detection system. In recent years, research in infrared small targets detection under strong clutter environments has been focused increasingly.

This thesis discusses imaging principle of infrared images and analyzes the model of background image noise and target, in particular, analyzes the image noise model in detail. It also describes and analyzes the generation mechanism of infrared image noise. Noise is mainly divided into electronic noise in the system and natural noise in the environments. By analyzing the noise, it can be known that the noise should be removes before detect target. The basic method of infrared small target detection is achieved by image background suppression and image segmentation. In the background suppression stage, this thesis introduces a variety of commonly algorithms in detail and summarizes the advantages and disadvantages by experiment. The target is extracted after image segmentation. Here are two methods, one is based on the local threshold Otsu segmentation method, and the other one is a threshold method based on the region splitting and merging algorithm. The experimental results show that the region splitting and merging algorithm has a better effect.

This thesis researches infrared small target detection algorithm from to aspects. The first, research based on singular value decomposition and this method is used to detect small targets. The second one is to a apply tensor decomposition algorithm to infrared small target detection. Finally, uses detection algorithm performance evaluation criteria is used to analyze and summarize experimental results. Then we introduce two infrared small target detection algorithms in detail. One is based on singular value decomposition to detect small target. This method can enhance target sequence SNR greatly, and combine with inter-frame and internal frame detection then we can extract the target. Experimental analysis, demonstrates the effectiveness of this algorithm. The other one is based on tensor decomposition to detect infrared small targets. This method firstly establishes tensor database of infrared small targets, and then use the tensor decomposition algorithm to flatten the data. Finally, we can use different reconstruct images to detect infrared small target.

**Keywords:** Small target, background suppression, infrared image sequences, singular value decomposition, tensor modeling

# 目 录

[摘 要 I](#_Toc386632100)

[Abstract II](#_Toc386632101)

[目 录 IV](#_Toc386632102)

[第一章 绪论 1](#_Toc386632103)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc386632104)

[1.2 弱小目标检测国内外研究现状 2](#_Toc386632105)

[1.3 张量建模国内外研究现状 4](#_Toc386632106)

[1.4 本论文的主要工作及组织结构 5](#_Toc386632107)

[第二章 红外弱小目标检测模型分析 7](#_Toc386632108)

[2.1 引言 7](#_Toc386632109)

[2.2 红外图像成像机理 7](#_Toc386632110)

[2.3 红外图像背景模型及分析 8](#_Toc386632111)

[2.4 红外图像噪声模型及分析 9](#_Toc386632112)

[2.4.1 散粒噪声 10](#_Toc386632113)

[2.4.2 热噪声 10](#_Toc386632114)

[2.4.3 产生——复合噪声 11](#_Toc386632115)

[2.4.4 光子噪声 11](#_Toc386632116)

[2.4.5 1/f噪声 11](#_Toc386632117)

[2.5 红外图像目标模型及分析 12](#_Toc386632118)

[2.6 弱小目标检测性能评价 12](#_Toc386632119)

[2.7 本章小结 13](#_Toc386632120)

[第三章 红外图像背景抑制与分割 14](#_Toc386632121)

[3.1 引言 14](#_Toc386632122)

[3.2 背景抑制方法 14](#_Toc386632123)

[3.2.1 中值滤波 14](#_Toc386632124)

[3.2.2 最大中值滤波 14](#_Toc386632125)

[3.2.3 自适应中值滤波 15](#_Toc386632126)

[3.2.4 均值滤波 16](#_Toc386632127)

[3.2.5 最大均值滤波 17](#_Toc386632128)

[3.2.6 高通滤波 17](#_Toc386632129)

[3.2.7 Top-Hat滤波 19](#_Toc386632130)

[3.3 图像分割方法 20](#_Toc386632131)

[3.3.1 局部 Otsu二值分割 20](#_Toc386632132)

[3.3.2 区域分裂合并分割 21](#_Toc386632133)

[3.4 仿真与分析 22](#_Toc386632134)

[3.4.1 背景抑制算法仿真与分析 22](#_Toc386632135)

[3.4.2 分割算法仿真与分析 24](#_Toc386632136)

[3.5 本章小结 25](#_Toc386632137)

[第四章 基于奇异值分解的红外弱小目标检测 26](#_Toc386632138)

[4.1 引言 26](#_Toc386632139)

[4.2 红外图像序列模型 26](#_Toc386632140)

[4.3 基于序列图像奇异值分解 27](#_Toc386632141)

[4.3.1 目标增强 27](#_Toc386632142)

[4.3.2 读入帧数自适应确定 29](#_Toc386632143)

[4.3.3 帧间相关的目标位置修正 30](#_Toc386632144)

[4.3.4 帧内相关的目标位置修正 30](#_Toc386632145)

[4.3.5 检测跟踪算法流程 31](#_Toc386632146)

[4.4 实验与结果分析 31](#_Toc386632147)

[4.5 本章小结 34](#_Toc386632148)

[第五章 基于张量建模的红外弱小目标检测 35](#_Toc386632149)

[5.1 引言 35](#_Toc386632150)

[5.2 张量数学原理 35](#_Toc386632151)

[5.3 张量分解基本原理 39](#_Toc386632152)

[5.4 建立多模特征弱小目标库 41](#_Toc386632153)

[5.5 使用多特性张量样本库进行弱小目标检测 43](#_Toc386632154)

[5.6 实验与结果分析 45](#_Toc386632155)

[5.7 本章小结 46](#_Toc386632156)

[第六章 总结与展望 47](#_Toc386632157)

[6.1 本文工作总结 47](#_Toc386632158)

[6.2 未来工作展望 48](#_Toc386632159)

[致谢 49](#_Toc386632160)

[参考文献 50](#_Toc386632161)

[附录 作者在攻读硕士学位期间的研究成果 54](#_Toc386632162)

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景及意义

人类受限于眼睛结构，所能看到的图像只占电磁波谱中很窄的一部分。可见光波长范围为390纳米到780纳米，低于390纳米的紫外线、射线与伽马射线和高于780纳米的红外线、微波与无线电波都是看不到的。因此，为了能对人类肉眼看不到的光线进行研究，就需要借助各种成像设备。随着科学技术的发展，人类能将不同波长范围的电磁波进行成像，红外成像就是将其中波长范围为780纳米到1毫米之间电磁波进行成像的技术。红外图像技术是图像处理与红外成像技术结合的产物，在现代生活的很多领域发挥着越来越重要的作用，其中在军事、民事与科研领域中的应用非常普遍。

随着红外图像技术的发展，随之而形成了一门生机勃勃的新研究领域即红外目标检测技术。红外目标检测是综合了信号处理、模式识别与计算机技术的综合交叉性研究项目。目标检测以其被动性、隐蔽性、先进性的特点而备受国内外研究学者的关注。此项技术在各个领域中均有应用，在军事领域，红外目标检测技术非常适合于自动跟踪的精确制导武器中；在民事领域，红外目标检测技术在小区安防与警察监控领域中非常合适；在科研领域，红外目标检测技术在宇宙探测等天文学领域也有广阔的应用前景。

过去，红外成像设备的造价比较昂贵，因此在红外成像技术只应用在科研与国防军事相关的领域，在民事领域中应用很少。科学技术的发展使红外成像系统的造价降低，同时不断改善成像效果，从而使系统性能相比于过去已经大大提高，这就为红外技术在民用领域的普及奠定了基础，如事故救援、飞机的复杂航行环境导航、公安交警的夜间巡逻和车辆车牌识别与跟踪等。因此，对红外图像处理进行研究是很有意义的。

红外图像中的弱小目标检测一直是红外图像处理领域中的研究热点，同时也是研究难点。在红外弱小目标研究领域中，主要有两种方向：第一种是针对红外图像采集设备的研究，主要研究如何提高图像获取质量，这就要求对图像采集设备进行改进，这是从电路与硬件方面进行的研究；另一种是针对红外图像本身进行的研究，主要研究如何对图像中的目标进行增强与检测，这就要求针对红外弱小目标图像改进现有图像算法或提出新算法，这是从算法与软件方面进行的研究。前者提高对目标的探测效率，后者用信号处理方法检测出图像中的目标信号。两种方法相互补充，以提高探测系统的整体性能。

通常而言，红外弱小目标检测与跟踪可以分为三个步骤，第一步是对红外图像进行增强与去噪，此步骤包括经典图像处理算法中的高通滤波，直方图均衡化和专门针对红外图像的几何校正、灰度校正与散焦校正，经过此步处理后的图像能够在第二步中得到更加精确的检测结果；第二步是对红外图像中的目标进行检测，背景与目标有各自遵循的数学模型，采用不同的模型能够将图像中的目标分离出来，再进行非理想目标剔除，就能得到真正需要的结果。第三步是对已经检测到的目标进行跟踪，通常使用卡尔曼滤波或邻近目标搜索等方法在图像序列中保持对目标的准确跟踪。在红外弱小目标检测与跟踪系统中，居于核心位置的是第二步检测步骤，即如何将目标从红外图像中检测出来。因此，对系统中检测步骤进行专门的研究是很有必要和意义的。

## 1.2 弱小目标检测国内外研究现状

关于弱小目标的检测算法研究，国内外已经做出了很多成果卓著的工作，尤其是21世纪以来，红外弱小目标检测技术更是取得了长足的进步。经过近10年的发展，在红外弱小目标检测领域，已经产生了几种比较经典的检测方法。其中有对图像目标进行增强的算法，能够抑制图像的背景与噪声信息，提高目标在图像中的显著性，如常用的中值滤波，不过当时图像背景噪声很大的时候，此种方法将失去作用。高通滤波对于背景起伏平缓的图像能够起较好的作用，不过在图像信噪比很低的情况下，此种方法不适用。此外还有形态学滤波、频域滤波等方法也可以用来检测红外弱小目标，但有些运算较为复杂。随着近年来的发展，小波滤波也逐渐进入了红外弱小目标检测的研究范围，为红外弱小目标检测提供了新的方法。

下面介绍一些近年来常见的红外弱小目标检测算法：

1. 空域的滤波方法

空域滤波是在图像空间中使用模板对图像像素进行邻域操作，处理图像每一个像素的取值都是根据模板对输入像素相应邻域内的像素值进行计算得到的。空域滤波通常基于像素模板，将与图像邻域像素与模板图像进行卷积，卷积后得到的值在赋予原图像邻域的中心像素，依次遍历整个图像所有像素，即得到滤波后的结果。空域滤波器一般对空间邻域像素直接进行操作，是局部性的操作。除此之外，空域滤波的方法还包括形态学滤波。形态学滤波通过设计运算子，对图像进行腐蚀、膨胀与开闭操作，通过一系列的运算，将目标从背景中提取出来。其中Top-Hat算法成为了红外弱小目标检测领域的经典算法。参考文献[1]提出了基于Top-Hat滤波的目标检测算法，并结合遗传算法与神经网络对算法进行了修正。参考文献[2]对经典Top-Hat算法提出了改进，使其能更好地在复杂背景环境下进行目标检测。参考文献[3]结合中值滤波域形态学滤波两种空域方法结合处理，使目标检测的有效性显著提高。参考文献[4]提出了一种结合中值滤波与多向梯度搜索的检测方法，能够有效地在复杂背景条件下进行目标检测。

1. 频域的滤波方法

频域滤波基本上是让图像在频域空间的某个范围的分量受到抑制，同时保证其他分量不变，从而改变输出图像的频率分布，达到增强图像的目的。滤波器的设计常基于傅立叶变换，将原图像像素空间通过傅里叶变换到频域空间，再在频域空间中进行分量抑制处理，然后将频域空间通过IDFT(Inverse Discrete Fourier Transform)变换到空域空间。频域滤波器一般不对空间邻域像素进行直接操作，是全局性的操作。各种频域滤波器根据功能一般分为高通滤波器、带通滤波器和低通滤波器。参考文献[5]结合高阶累积量和高通滤波的方法，在抑制噪声的同时，提高了目标的信噪比。参考文献[6]使用高通滤波去除图像背景及杂波，再用直方图均衡法对目标进行增强，最后使用FPGA(Filed-Programmable Gate Array)在硬件上进行了实现。参考文献[7]使用图像序列并对相邻图像进行差分处理，使低频分量得到抑制，目标得到增强。

1. 小波域的滤波方法

小波滤波能够在多分辨率的尺度上对图像进行分析，从不同频率来分析图像中不同成分的信息，从而使背景等图像的低频成分得到抑制，目标等图像的中频成分得到增强，噪声等图像的高频成分得到去除。与频域变换相比，小波变换能更好地处理时间与频率的关系，从而更好地从图像中提取信息，解决了很多傅里叶变换不能解决的问题。近年来针对小波变换检测红外弱小目标方面提出了大量的算法。参考文献[8]结合小波滤波域高阶统计量联合处理，有效地达到了红外弱小目标检测的目的。参考文献[9]使用小波对图像的低频和噪声进行抑制，然后对图像进行插值分割，能有效地检测和定位弱小目标。参考文献[10]通过小波和Context模型对海面弱小目标进行检测，并使用贝叶斯分类算法对图像进行分割，和高通滤波相比，此种方法更有效。参考文献[11]基于小波和支持向量回归的方法对目标进行检测，使用基于SVR(Support Vector Regression) 的自适应滤波器对高频小波系数进行处理，使图像信噪比大大提高，实现了对远距离弱小目标的检测。参考文献[12]使用小波提升框架和小波能量进行目标检测，在水平和垂直两个方向上分别对小波能量进行阈值分割，再结合相邻图像的相关性，达到了对目标准确跟踪的目的。

1. 其他方法

除了上述空域、频域和小波域的目标检测算法外，还有国内外学者根据不同的数学模型提出很多新的算法。参考文献[13]用粒子滤波的方法改进了先跟踪后检测算法在低信噪比下难以对弱小目标进行检测的问题。参考文献[14]提出了一种基于二维主成分分析的方法对弱小目标图像进行特征融合，使用融合后的多特征图像对原始图像进行检测，从而达到较好的检测性能。参考文献[15]使用Sift(Scale-invariant feature transform)算法对图像进行特征点提取，然后以图像流的方法进行目标跟踪，克服了传统的光流法跟踪目标容易丢失，鲁棒性不强的缺点，是一种红外弱小目标检测的新思路。参考文献[16]使用模糊分类的方法对弱小目标进行检测，定义了类相似系数与类别贴近度，通过类别核对图像进行分类归并，用保留弱小目标类别的方法达到对检测的目的。参考文献[17]使用局部梯度和局部熵的方法对弱小目标进行检测，通过对这两种特质的图像进行融合，再对多帧图像进行特征累积，即能有效地对目标进行检测。除此之外，近年来还有一些新的红外弱小目标检测方法[18][19]。

## 1.3 张量建模国内外研究现状

在过去的十年中，张量分解逐渐应用到了其他领域中，如信号处理、数值线性代数、计算机视觉、数值分析、数据挖掘、图分析和神经科学等很多领域。在其他领域中有很多综述被写出来，而最近在多维分析领域也出版了一本专著。因此可以认为张量分析领域在可见的未来还会有很好的发展。

在张量建模领域，国外已经进行了大量的研究，是机器学习等人工智能领域研究热点之一，国内这方面的研究还刚起步。因此进行这方面的研究，并将其应用在红外弱小目标检测领域有十分重要的意义。在张量模型中，主要使用张量分解算法对已建立的模型进行分解并对分解后的特征值进行处理。当前，人们对向量的矩阵分析方法研究已十分成熟，包括经典的主成分分析，线性判别分析与局部保型映射等方法在图像处理领域已有十分广泛的应用。但是，将图像或视频序列化为向量通常会导致大量完整信息的丢失，而且矩阵分析的方法对图像噪声通常比较敏感。因此，国内外许多学者为了克服上述缺点，提出了将二维矩阵扩展为多维张量的张量分析方法。从而使原本只能应用于矩阵的方法同样能够应用于张量，常见的扩展有张量主成分分析，张量局部保型映射与张量线性判别分析等。

张量分析通常可以分为两大类方法进行处理，分别为两类不同的张量分解模型：第一种是Tucker张量分解方法，其对应的是张量最佳秩的逼近；第二种是PARAFRAC张量分解方法，其对应的是张量最佳秩的逼近。张量分解主要方面的应用简述如下：

Vasilescu等[29]人率先将张量概念应用在人脸识别中，提出了张量脸的概念。将人脸数据组织成张量形式，并使用Tucker张量分解将不同光照、不同角度和不同表情下解释了人脸数据子空间的内在不变性。这一框架后来被应用在包括人脸识别、表情生成和人脸超分辨率等多种领域。

ShaShua等人将PARAFRA张量分解应用在了图像数据领域。这一分解可以用于图像和视频的压缩，该分解能有效降低视觉数据在图像和视频中视觉和空间的冗余度。进而，该方法同样能扩展为非负张量分解，并在目标识别与检测领域中有广泛应用。

国内也有学者对张量分析方法进行研究，并取得了一些研究成果。其中[34]使用了有偏判别式的张量分解进行目标识别。参考文献[35]结合结构张量对图像进行处理，并使用线性和非线性结构张量分别对目标进行识别。论文[36]则提出了一种基于张量投票的彩色超分辨率算法，该算法在HSI彩色空间应用，最终得到张量重建的超分辨率图像，并将张量投票算法与反射投影结合，得到了良好的超分辨率效果。

综上所述，红外弱小目标检测目前在国内外已有广泛的研究，不过张量建模在国内外还都处于刚起步的状态，因此很有必要将张量建模应用在红外弱小目标检测上，提高低信噪比下红外弱小目标检测的性能。

## 1.4 本论文的主要工作及组织结构

本文主要对红外弱小目标检测算法以及张量建模等数学算法进行研究，并将张量模型应用在弱小目标检测上，并对算法设计及原理实现进行深入的探讨。

论文章节安排如下：

第一章，绪论。介绍本课题研究背景及意义，首先介绍红外弱小目标检测研究的国内外动态，然后介绍张量建模的国内外研究动态，并提出目前将两者结合起来方面的研究还比较少。最后对本文工作做简要叙述，并给出论文整体安排。

第二章，红外弱小目标特性分析。主要从目标、背景和噪声三方面对红外图像进行分析。分析红外图像中不同结构的数学模型，对各种模型进行比较，在检测时能针对不同的目标采用不同的数学模型进行处理。最后介绍如何对检测结果进行评价并给出评价标准。

第三章，红外图像背景抑制与分割。本章从红外弱小目标图像处理的基本步骤着手，介绍在红外图像处理领域常用的目标背景抑制与目标分割算法。并针对处理结果，提出合适的评价方法，以便后续研究顺利进行。

第四章，基于奇异值分解的弱小目标检测。文中提出了一种基于奇异值分解的红外弱小目标增强算法。使用多帧的图像序列，将其合并为一个矩阵，使用数学公式对矩阵进行分解从而得到合适的特征值，然后用合适的特征值对图像序列重构，就能使单帧图像得到极好的增强，再使用图像分割算法将目标从背景中提取出来。

第五章，基于张量建模的弱小目标检测。结合张量模型，将具有不同特性的红外图像构造为多维张量模型，对模型进行张量分解，再进行张量重构，重构后的模型在不同特性维度上能对弱小目标的不同特征给予适合的表示。结合多种特性对目标进行检测，并对结果进行比较分析。

第六章，总结与展望。主要介绍本论文所完成的工作与对未来需要完成的工作进行展望。

# 第二章 红外弱小目标检测模型分析

## 2.1 引言

红外图像系统相对于其他成像系统有很多优点，不过图像依然受系统硬件和热噪声等常见图像生成系统的因素影响，除此之外，图像还受目标、背景和传输路径等因素的影响，大气环境也会将噪声引入图像，为了对红外弱小目标检测有详细的认识，因此有必要对红外图像的成像机理，红外图像的背景模型、噪声模型以及目标模型进行详细分析，这样有助于对红外弱小目标检测有更深层次的认识。此外，本章还给出红外弱小目标检测性能评价指标。

## 2.2 红外图像成像机理

红外图像是由红外探测器采集的，其中红外探测器由光学传感器、红外传感器和光机扫描系统这三部分组成。探测器能采集红外影像并传到红外传感器，传感器经过模数转换将信号转换为数字信号，最终在监视器上显示为红外图像。图2.1所示为一些典型的红外图像：

(a)海天目标 (b)天空目标

图2.1 典型的红外图像

与可见光和雷达成像系统不同的是，红外成像的元件会存在非均匀效应，有些成像单元甚至可能成为哑元。所以，红外成像系统和其他成像系统不同，不能简单的认为是一个线性不变系统。红外成像原理如图2.2所示：

背景

红外图像

大气

背景

红外成像器件

目标

图 2.2 红外成像原理

由物理学原理可知，物体只要不是绝对零度，就会向外辐射热量。因此，红外探测器能够工作在电磁波谱中波长较长的波段中，能够对波长较长的红外线进行成像，而且比波长更长的微波和无线电波分辨率更高，不过分辨率不及可见光与紫外线。对波长越长的电波成像，则分辨率就越低。因为波长较长的红外线受大气影响较弱，因此红外探测器能在雾霾较重的地区发挥较好的作用。

红外图像的特点有如下几点：

1. 红外图像显示的内容是由环境背景温度特性决定的；
2. 红外图像能够捕获热源，因为任何高于绝对零度的物体都能够发热，所以环境中的热源干扰很多，从而使图像信噪比降低；
3. 对于弱小目标来说，由于目标距离比较远，成像面积小，没有明显特征，因此无法利用纹理等信息；
4. 红外成像的影响因素很多，受大气、季节、气候和目标表面温度的影响。此外，当目标运动时，成像结果也会跟随目标进行变化；
5. 红外图像目标背景有相关性、非平稳性与复杂性等特性，因此难以对其进行描述；

针对以上这些红外图像特点，红外弱小目标检测的难度因此提高了。

## 2.3 红外图像背景模型及分析

红外图像的背景通常指的是在红外图像中没有目标的区域，如果从红外探测器所拍摄的环境差异来分析，可以把红外图像的背景分为三类，分别为天空背景、地表背景和海面背景。如果根据背景灰度的变化值来分，则可以将背景分为均匀变化的背景和起伏变化的背景。均匀变化的背景通常在灰度值上比较平稳，变化起伏度都比较小；而起伏变化的背景在灰度特点上刚好与前者相反，它的灰度范围起伏比较大，图像中通常边缘会比较明显并且部分局部区域较亮。还可以从图像起伏的程度来划分，可以把这种背景分为起伏背景和强烈起伏背景。对于自然中常见的云层背景图像，由于云层形成的背景会到自然规律的制约，因此云层在空域上通常是较大面积的连续背景，这种连续同样性质物体的分布，必将在红外图像的灰度上也将是一个缓慢变化的状态，正因为上述几种因素才使得它们在图像空域上具有很大的关联性。由于场景偶尔会出现灰度分布不均的情况，因此图像中有些地方局部灰度的平均值也不会完全均匀分布，这就会发生一些灰度起伏，通常将此类起伏看作是一种缓慢的随机过程。一般地，自然场景中的背景图像灰度基本上为正态分布。

由上述分析可知，红外图像背景通常具有下述的三个特征：

1. 背景区域通常是大面积连续分布的，一般都是大面积灰度变化比较平缓的图像场景；
2. 背景图通常都是红外图像中频域里的低频成分；
3. 背景图像的灰度在空间上的分布通常都具有极大的相关性。

## 2.4 红外图像噪声模型及分析

噪声本质上就是在检测目标时起阻碍作用的分量，同时也是不需要的信号，通常可以将其认为是在待检测目标上混叠的一种随机干扰，本质上来说这是一种随机信号。同可见光成像得到的图像质量相比，红外成像得到的图像质量通常比较差，原因通常有下述两点：第一，红外电磁波波长要高于可见光波长，因此红外图像分辨率要低于可见光图像；第二，红外图像受环境干扰较大，因此受到噪声干扰要高于可见光图像。

红外成像系统一般有几个重要的组成单元，但是每个组成单元中都会包含噪声源，因此系统中噪声是广泛存在的。由于透镜中各单元对红外辐射会有不同程度的透射，因此各单元处的能量损失也会有区别，从而造成了即使是相同的红外辐射，但是在图像上也会有不同程度的噪声。不过光学系统所引起的成像质量下降可以通过该改进光学系统各部件的精度与工艺得到消除。

成像系统中的电路也会对成像结果叠加进噪声，因此，在设计电路的时候，应尽量选用功耗较低、比较精密的器件进行设计，并且对电路系统整体设计要合理，以使成像质量受电路噪声影响降到最低。

一般而言，红外探测器所产生的噪声强度是系统中其他部件产生噪声强度的总合，并且是难以避免的。下面分析一下它主要包含的两个方面：首先是扫描系统产生的扫描噪声，凝视系统中的探测器产生的噪声具有非均匀性和非线性两种特征，是隔行之间的，对于这类噪声，通常采用校正算法来解决这一问题；其次是探测器本身自带的白噪声，必须承认这类噪声是不可避免的。通过上面所叙述不难看出，成像系统成像质量的瓶颈主要是受到成像器材的限制。

由于红外探测器受到的噪声各种各样，在此就不详细分析了，仅按噪声产生机理分析以下几种噪声：散粒噪声、热噪声、产生——复合噪声、光子噪声和噪声。下面对这几种噪声进行简单的介绍。

### 2.4.1 散粒噪声

电子器件中的散粒噪声通常由导体中电流的随机涨落引起，通常来自携带电流的离散载体电子。这在结中通常是一个问题，而在金属导线中这些随机涨落会通过独立电子之间的相关性而消除。散粒噪声是一个泊松过程，载流子使噪声遵循泊松分布，其涨落的标准差为公式(2.1)所示：

 (2.1)

其中为基本电荷，是测量噪声所覆盖的频率带宽，是通过器件的平均电流。上述都是建立在入射光子撞击阴极的速率是恒定的前提下分析的。散粒噪声主要由两个方面的因素产生：第一，散粒噪声由入射光子产生；第二，散粒噪声由热量产生。

### 2.4.2 热噪声

热噪声又称白噪声，是一种功率谱密度为常数的随机过程。此信号在各个频段上的功率是一样的。理想白噪声拥有无限带宽，所以能量无穷大，但是现实世界中是不可能存在这样的信号。因此将有限带宽的平整信号就视为白噪声。在电路中热噪声是由自由电子的布朗运动引起的。电子中的热能使电子产生运动，电子与其他粒子的碰撞产生的运动，就是通常所说的布朗运动。电流由自由电子共同运动产生，由于布朗运动是随机的，因此宏观上看电流平均值为零。不过，这类电流是由随机的直流电和交流电共同产生的。这个交流电流就是电路中的热噪声。电阻中电流随环境温度上升，而上升的温度使电流随机运动加剧，从而使温度更加上升，如此热噪声就随之增加。热噪声普遍存在于各种探测器中，噪声电压表达式如(2.2)所示：

 (2.2)

其中为波尔兹曼常数，为噪声频率带宽，为开尔文温度，为电阻。由式(2.2)，能得到热噪声密度谱表达式如(2.3)所示：

 (2.3)

通过对热噪声物理性质的了解并用中心极限定理分析，可得出它是服从高斯分布的。

### 2.4.3 产生——复合噪声

半导体受光照，载流子不断的产生与复合，达到平衡状态后，载流子宏观时间内产生和复合的平均数是一定的，但在某一时刻中载流子的产生和复合数是会有起伏的。载流子的起伏会引起半导体导电率的起伏，因此就会出现产生——复合噪声，可以从以下三个方面对产生——复合噪声进行考察：一是由光子对探测器碰撞速率决定；二是由光子所能产生的电子数量决定；三是由光子产生的电子寿命决定。因此可得噪声电流均方如公式(2.4)所示：

 (2.4)

其中为器件输出总平均电流，为总的自由载流子数，为载流子寿命，为噪声频率带宽。

### 2.4.4 光子噪声

光子噪声是光电探测器最常见噪声之一。探测器工作时，即使外界光源强度是恒定的，由于光功率是光子数统计的平均数，但每一瞬间光子数到达探测器的数量是随机的，因此统计光子的数目也是随机起伏的，这种随机起伏就产生了噪声。由于这种噪声是光子起伏产生的，所以称为光子噪声。当外界光源强度越强，某一时刻到探测器的光子数的起伏就越大，因此随着入射光强度的提高，光子噪声也随之增加。

### 2.4.5 1/*f*噪声

噪声又称粉红噪声，是一个具有功率谱密度与频率成反比特征的信号或过程。在此类噪声中，每个倍频程中都有一个等量的噪声功率。噪声在所有倍频程内都有相同的能量，在有限频宽内，噪声以每倍频程衰减，因此在高频段通常不会出现噪声，而白噪声通常会在整个频段内，这就是两种噪声的区别。从实际应用来看，生成一个真正的噪声是不可能的，因为假如存在真正的噪声，那么其功率将会无穷大。就是说，噪声在从到的任意频率区间内的能量都会正比于,根据噪声的定义，如果为无穷大，能量也会变无穷大。同样，当时，噪声能量无穷大。因此在实际上，噪声只能是在有限频率范围内的噪声，通常将其频响区间定为下限频率、定为上限频率。其噪声电流均方值如公式(2.5)所示：

 (2.5)

其中接近2，在0.8-1.5之间，由实验测得，为噪声频率带宽。一般噪声只针对一维信号，而对于红外图像，需要用到二维信号表示，则谱函数为的倒数。一般地，在维系统中，谱函数表示为的倒数。

## 2.5 红外图像目标模型及分析

红外弱小目标定义中的“弱”通常是指目标像素灰度与周围背景图像像素灰度的对比度较低，而“小”通常是指目标相对于整个图像而言，几何尺寸较小。因为红外弱小目标检测问题大多应用在军事上，虽然目标的绝对尺寸并不小，但目标距离红外探测器距离较远，所以在图像上形成的目标强度也会较弱，尺寸也会较小。红外弱小目标可以用两种方式进行定义：一种是以目标像素的形式，比如弱小目标为一个像素的亮斑，另一种是目标小到无法用形状表示，仅为一个亮点。

根据上面的分析，可以总结红外弱小目标有下述两点特征：

1. 红外图像中的弱小目标只有几个像素大小，甚至有时候小到只有一个像素点，而且所有信息都集中在这些像素上，缺乏纹理和边缘等高级信息。
2. 红外图像中的弱小目标有些是一些相灰度对独立的点，这些独立的点属于图像的高频成分，在图像信噪比较低的状况下，目标十分容易被强噪声覆盖，结果就是目标同噪声难以分离。

## 2.6 弱小目标检测性能评价

本节给出几个用于衡量红外弱小目标检测性的指标。这里使用以下三种标准来进行评价：一是局部信噪比，二是局部对比度，三是检测概率、虚警率和平均虚警率，以方便后续研究。

1. 局部信噪比

 (2.6)

其中，、分别是图像的目标平均灰度和目标周围平均灰度。是目标邻域图像与噪声标准差。局部信噪比表现目标与背景噪声的差别的大小，值越大表示目标与噪声的差别越大，目标越明显。

1. 局部对比度

 (2.7)

局部对比度表现目标与背景的相对灰度。对比度值越大，则目标越清晰，反正，目标越模糊。

1. 检测概率、虚警率和平均虚警率

检测概率和虚警率和平均虚警率是小目标检测常用评价标准，定义为：

 (2.8)

 (2.9)

 (2.10)

式中：为序列中检测到目标个数；为序列中实际目标个数；为序列中虚假目标个数；为序列帧数。

## 2.7 本章小结

本章对红外弱小目标图像三个主要组成部分即背景、噪声和目标进行了特性分析，分析可知图像背景灰度比较平稳，处于图像频谱中的低频部分。图像受各种噪声的影响，因此需要对目标检测之前进行预处理。从分析中还知道目标的特性，一般目标没有形状，缺少纹理等信息。最后针对红外弱小目标检测提出了检测结果评价标准，分别是局部信噪比、局部对比度、检测概率、虚警率和平均虚警率，这些指标能将我们的算法与其他算法作对比以证明其有效性。上述对红外图像三个组成部分的介绍和性能评价指标的提出，为后续的研究奠定了基础。

# 第三章 红外图像背景抑制与分割

## 3.1 引言

红外图像归根结底属于图像处理研究范围，因此可以使用图像处理的基本方法对红外图像进行处理。对于红外图像弱小目标检测而言，一般通过背景抑制和图像分割就能把目标检测出来。红外弱小目标检测整个算法流程通常会依次使用这两种方法，直到目标被检测出来。本章主要围绕这两类红外图像处理算法进行研究与讨论。

## 3.2 背景抑制方法

### 3.2.1 中值滤波

中值滤波是图像处理领域最常用的一种非线性滤波方法，该方法基于统计排序理论。对于多种随机噪声都有高效的抑制效果，尤其对于单级或双极的脉冲噪声有极好的滤除效果。滤波公式如式(3.1)所示：

 (3.1)

中值滤波的基本方法是：对一张待处理图像而言，首先定义滤波半径，然后使用滤波半径设置的模板对图像进行逐像素处理，对某一像素而言，需要取其滤波半径内所有像素的值，然后对半径内所有像素灰度进行排序，最后取排序最中间的像素代替待处理的像素，遍历整个图像，所有像素均被邻域中值像素代替，则滤波完毕。值得注意的是，在对图像边界像素滤波时，需要先将图像边界进行扩展，否则无法完全处理所有像素。该方法的优点是处理速度快，运算简单，能在保留图像边缘细节的同时很好地滤除噪声。不过该方法也有其局限性，如果噪声比滤波半径还要大或噪声正好位于滤波像素的中值位置，那么该处理并不能把噪声滤除，这也限制了其在实际中的应用。

### 3.2.2 最大中值滤波

该方法是弱小目标检测领域经典滤波方法，和中值滤波类似，也是一种非线性滤波方法，能有效地对图像中弱小目标信号进行增强。该方法在中值滤波的基础上，又增加了最大值统计的功能。滤波公式如式(3.2)所示：

 (3.2)

当时，取值如图3.1所示：

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| A11 | A12 | A13 | A14 | A15 |
| A21 | A22 | A23 | A24 | A25 |
| A31 | A32 | A33 | A34 | A35 |
| A41 | A42 | A43 | A44 | A45 |
| A51 | A52 | A53 | A54 | A55 |

图3.1 最大中值滤波邻域示意图

最大中值滤波的基本方法是：和中值滤波类似，首先定义滤波半径，然后对图像逐像素处理。当处理某一像素时，根据图3.1，从四个方向上对邻域像素分为四个组，对每一组像素进行排序并取其中值，然后在取四组中的最大值在赋予该像素，最后遍历整个图像，对每一个像素均进行上述处理，即可完成最大中值滤波。该方法的运算复杂度要高于中值滤波，处理效果要好于单纯的中值滤波。不过该方法也有其自身局限性，当目标大于其模板宽度时，目标像素并不能得到很好地增强。

### 3.2.3 自适应中值滤波

针对中值滤波自身的不足，使用自适应中值滤波对其进行改进。自适应中值滤波比简单中值滤波能更好地去除椒盐类噪声，该方法也是一种非线性处理方法。其表达式如式(3.3)所示：

 (3.3)

其中为图像中处像素灰度，是处的噪声方差，是在上的局部均值，是在上的局部方差。

自适应中值滤波的基本方法有以下两步：1.首先确定最大的滤波半径，然后用一个合适的半径对图像进行滤波。计算当前滤波半径像素灰度的，然后判断是否在中间，如果在，则向下进行，否则扩大当前半径继续滤波直到等于最大滤波半径；2.如果当前处理的像素在之间，则输出当前像素，否则输出当前滤波半径中值像素。最后遍历整个图像所有像素值，均按上述方法进行处理，则滤波完成。该方法相对于中值滤波，能非常好的滤除椒盐类噪声，不过缺点是运算量非常大，不适于实时处理。图3.2所示的是被30%的椒盐噪声污染的图和滤波后的图，可以看出效果非常好。

(a)被噪声污染图像 (b)滤波后图像

图3.2 自适应中值滤波去噪

### 3.2.4 均值滤波

均值滤波是最简单的一种线性滤波器，通常对于高斯噪声有很好的滤除效果。其滤波表达式如式(3.4)所示：

 (3.4)

其中为图像局部区域的算数平均值，模板大小为，因此这个操作可以用系数为的模板卷积实现。

均值简单的对一张图像进行平滑，模糊图像的同时减少了噪声。均值滤波虽然运行速度快，运算效率高，不过还是有以下几处缺点：

* 1. 当滤波模板处理图像边界时，也即图像两处像素灰度差别比较大的地方时，就会造成图像的边界模糊；
  2. 由于图像是用当前邻域平均像素替代当前像素，因此会使相关像素的结构遭到破坏，这对有些特征识别算法是致命的；
  3. 虽然该算法能有效地处理高斯噪声，但对其他噪声的处理效果则不甚理想。

### 3.2.5 最大均值滤波

最大均值滤波是对均值滤波的改进，不过该方法为非线性滤波。能够在抑制高斯噪声的同时，对红外弱小目标进行增强。其处理公式如式(3.5)所示：

 (3.5)

其表达式与最大中值滤波类似，其中的值如图3.1。

最大均值滤波的基本方法是：首先定义滤波半径，然后对图像逐像素处理。当处理某一像素时，根据图3.1，从四个方向上对邻域像素分为四个组，对每一组像素求其平均值，然后在取四组中的最大值在赋予该像素，最后遍历整个图像，对每一个像素均按上述处理，即可完成最大均值滤波。该方法的运算复杂度要高于均值滤波，处理效果要好于单纯的均值滤波。缺点和最大中值滤波类似，当目标大于其模板宽度时，目标像素并不能得到很好的增强。

### 3.2.6 高通滤波

频域滤波基本上是让图像在频域空间的某个范围的分量受到抑制，同时保证其他分量不变，从而改变输出图像的频率分布，达到增强图像的目的。频域滤波器的设计常基于傅立叶变换，将原图像像素空间通过傅里叶变换到频域空间，再在频域空间中进行分量抑制处理，然后将频域空间通过IDFT变换到空域空间。频域滤波器一般不对空间邻域像素进行直接操作，且滤波是全局性的操作。对于红外弱小目标图像，这里只讨论高通滤波。

图像的频域处理需要使用傅里叶变换，如公式(3.6)所示：

 (3.6)

其中为频域中横纵坐标的位置，为原图像的宽与高，为原图像中横纵坐标的位置。图像变换至频域，对其频域滤波表达式如(3.7)所示：

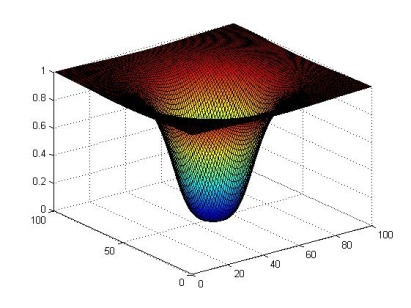
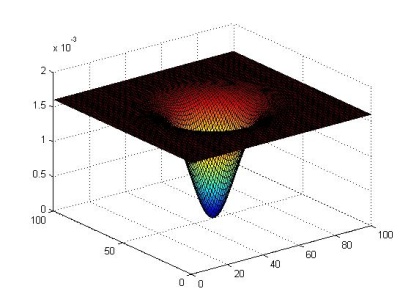
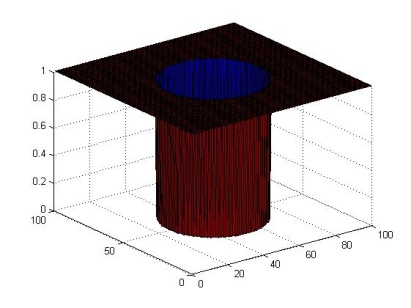
 (3.7)

根据不同高通函数的定义，可以将滤波器分为理想高通滤波器(LHPF)，高斯高通滤波器(GHPF)和巴特沃兹高通滤波器(BHPF)。公式(3.8)分别给出了三个滤波器的具体表达式。

 (3.8)

其中为截止频率，代表频域中某一像素到原点的距离，因此。

表示滤波器的阶数。三种滤波器如图3.3所示：



(a) 理想高通 (b) 高斯高通 (c) 巴特沃兹高通

图3.3 三种不同高通滤波器

经过傅里叶变换在图像频域中进行处理后，还需要对图像进行反变换，如公式(3.9)所示：

 (3.9)

滤波的一般步骤如下：

1. 对原图像进行DFT变换得到频域图。
2. 用预先定义好的高通滤波器函数乘以频域图。
3. 对频域图进行反变换。
4. 对3步中的结果图像取实部就能得到最终结果。

整个频域滤波变换流程如图3.4所示：

傅里叶变换

滤波函数

傅里叶反变换

图3.4 频域滤波处理流程

最终得到的图像就是经过高通滤波增强后的图像，其高频部分得到保留，低频成分得到抑制。此方法能在尽量去除背景与噪声的干扰情况下使弱小目标得到增强。

### 3.2.7 Top-Hat滤波

Top-Hat滤波是形态学滤波的一种，形态学通常为生物学所用，一般研究的是动物和植物的形态和结构，这里指的形态学是数学中的内容，即数学形态学。数学形态学方法近年来也是图像处理领域的一个研究热点，以此作为工具能帮助提取出红外图像中的弱小目标区域。

数学形态学处理的基本手段是腐蚀与膨胀，包括Top-Hat和其他数学形态学算法都是以腐蚀膨胀作为基础的。

膨胀的定义如公式(3.10)所示：

 (3.10)

其中和为中的集合，对进行膨胀操作。这个公式是以得到相对于他自身原点的映象并且有对映象进行位移为基础的，集合为膨胀的结构元素。其图像处理方法为：首先选择滤波半径，然后对于图像中当某一像素的邻域像素和滤波半径内像素交集不为空时，那么该处的像素赋值为邻域像素，如此遍历整个图像。对于二值图像而言，该操作能将图像中的裂缝连接起来，也能把图像中的空洞填补上。

腐蚀的定义如公式(3.11)所示：

 (3.11)

其中和为中的集合，对进行腐蚀操作。这里腐蚀和膨胀的定义都不是唯一的。其算法基本操作为：选择滤波半径，当处理图像中某一像素邻域和滤波模板中有交集的时候，使用该模板中心位置像素代替该交集像素，如此遍历整个图像，对每一个像素作上述操作。对二值图像而言，该图像能去掉图像中的孤立像素，使一些有弱连通的图像单元分离出来。特别的是，膨胀和腐蚀在数学运算上是彼此对偶的。

介绍完腐蚀与膨胀，接下来讨论两个重要的形态学操作：开操作与闭操作。开操作一般使对象轮廓变平滑，能够断开细狭线并且消除突出物。闭操作也能够使对象变平滑，不过是通过消除空洞，填补断裂实现的。这两个运算为Top-Hat滤波运算提供了基础。

开操作定义如下：

 (3.12)

这里表示使用结构元素对进行开操作，实际就是先用对进行腐蚀，然后再用对结果进行膨胀。

闭操作定义如下：

 (3.13)

这里使用对进行闭操作，先用对进行膨胀，然后再用对结果进行腐蚀。可以看出，腐蚀和膨胀是一对对偶操作。对待处理元素使用开操作和对其补集元素使用闭操作所得到的结果是等效的。

Top-Hat基于形态学的开操作与闭操作，经典的Top-Hat包括白Top-Hat(WTH)变换和黑Top-Hat(BTH)变换，分别定义如下：

 (3.14)

 (3.15)

其中白Top-Hat能检测图像中的峰值，具有高通滤波的某些特性，黑Top-Hat变换则能检测出图像的低谷。该算子能有效地检测出图像中的目标，不过当图像中存在强噪声的时候，该算子对背景的抑制就显得力不从心。

## 3.3 图像分割方法

### 3.3.1 局部 Otsu二值分割

Otsu是最受欢迎的二值分割方法之一，该方法能将图像分割成目标和背景的阈值被最大可能的选择出来。只需选用一个阈值，就能使图像中所有合适的像素分成不同的类。下面来推导Otsu算法公式。首先定义灰度级的概率分布如下：

 (3.16)

计算直方图正规化后的个灰度级的零阶矩和一阶累积矩，如：

 (3.17)

和

 (3.18)

图像的总平均灰度级计算为：

 (3.19)

那么类分离的方差比为：

 (3.20)

则最优阈值是类分离方差最大时的亮度级，即最优阈值方差满足：

 (3.21)

该阈值的选取是自动进行的，因此在图像目标提取方面有一定的优势。这里使用局部Otsu阈值分割算法对背景抑制后的图像进行目标提取，首先定义图像邻域处理半径，使用阈值对当前像素半径内进行阈值分割，对邻域像素取加权直方图，根据加权直方图与非加权直方图的对比，就能够确定当前邻域空间中是否有红外弱小目标，如果有弱小目标，则根据Otsu算法进行局部分割，如果没有弱小目标，则将此邻域灰度置为0。

### 3.3.2 区域分裂合并分割

区域分裂合并可以将图像邻域灰度差别不大的像素合并成一个区域，进而对图像整体进行分割。在区域分裂合并算法中，图像灰度一致性起主要作用，如果要处理的图像比较简单，该方法通常基于图像的局部性质就能有很好的效果，如果图像十分复杂，那么即使通过定制语义信息精心考虑分裂合并策略也不一定产生好的效果。不过基于红外图像本身复杂度不可能非常高的事实下，此种方法还是非常可靠的，算法分为以下四步：

1. 首先定义初始划分区域，定义一致性准则和金字塔数据结构。
2. 如果金字塔结构中有某一部分不符合一致性准则，那么则将此部分划分为四个子区域，如果有相同上层区域的四个子区域符合一致性准则，那么合并这四个区域。
3. 如果某一区域邻接区域符合一致性准则，即使他们没有相同上层区域，也合并这两个区域。
4. 对于某一小尺寸区域，将其归并与邻接最相似区域或弃之不管。

像素空间中区域分裂合并如图3.5所示：

00

01

02

030

031

032

033

1

2

30

31

32

33

分裂

合并

1

2

00

01

02

30

31

32

33

030

031

032

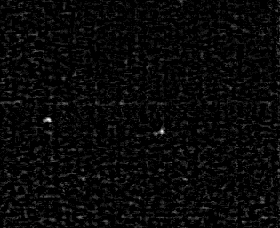
033

图3.5 区域分裂合并数据结构图

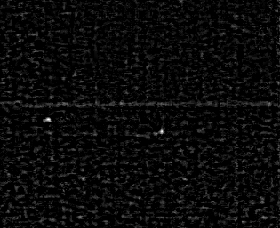
## 3.4 仿真与分析

### 3.4.1 背景抑制算法仿真与分析

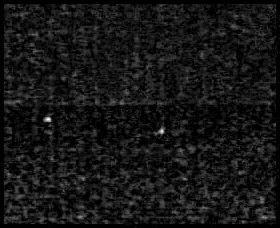
结合上述分析，使用32位Windows 7操作系统，仿真软件用Matlab R2010b对上述图像背景抑制算法进行比较。实验用电脑CPU主频为双核2.6GHz，内存为2G。实验中，使用像素的灰度红外图像和具有滤波半径滤波器对比各个算法对图像增强的效果，并比较各个算法的运算时间。为了形象显示各个算法滤波后结果，使用滤波前图像与滤波后图像做差分，以使弱小目标更加突出，如图3.6所示：

(a)原图 (b)中值滤波

(c)最大中值滤波 (d)均值滤波

(e)最大均值滤波 (f)Top-Hat滤波

图3.6 不同背景抑制算法结果比较

根据第二章给出的性能评价标准，我们在此统计滤波后弱小目标的局部信噪比与局部对比度，统计结果如表3-1所示：

表3-1 滤波结果局部信噪比与局部对比度

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 算法名称 | 局部信噪比 | 局部对比度 |
| 中值滤波 | 3.3816 | 0.1752 |
| 最大中值滤波 | 4.5624 | 0.4002 |
| 均值滤波 | 3.6032 | 0.3003 |
| 最大均值滤波 | 4.4626 | 0.4220 |
| Top-Hat滤波 | 5.2852 | 0.7744 |

算法实验结果显示：就局部信噪比和局部对比度来说都是Top-Hat滤波的最后结果最好。

各算法运行时间如表3-2所示：

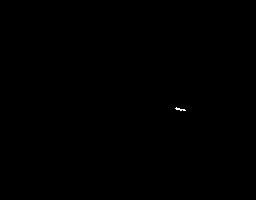
表3-2 各算法运行时间

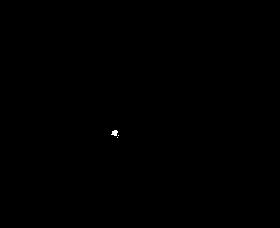
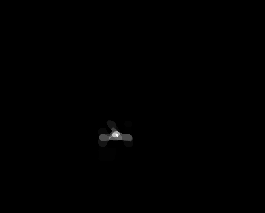
|  |  |
| --- | --- |
| 算法名称 | 算法所用时间(sec) |
| 中值滤波 | 1.586 |
| 最大中值滤波 | 4.312 |
| 均值滤波 | 1.433 |
| 最大均值滤波 | 5.148 |
| Top-Hat滤波 | 0.694 |

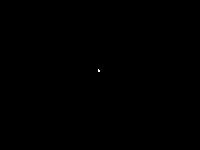
由此可见各个算法中Top-Hat算法是处理时间最短的，最能达到实时处理。

### 3.4.2 分割算法仿真与分析

实验中选用不同的图像，首先对其进行简单的中值滤波后，再用局部Otsu算法和区域分裂合并算法对其进行分割，得到结果并对其进行比较，如图3.7所示：

(a)原图 (b)局部Otsu分割 (c)区域分裂合并分割

图 3.7 不同分割算法结果比较

由结果可以看出，使用Otsu算法分割效果很好，目标能完全分割出来，分析原因是因为弱小目标在图像局部中所占比例较大，对图像做局部Otsu分割时，弱小目标对于局部像素内的贡献度较大，所以在图像分割的时候将其进行了突出，使最终能成功分割目标，所以这种基于局部Otsu阈值分割有不错的效果，实际应用中可以采用此种方法对目标进行分割，不过当目标极为弱小时，此种方法效果不太理想。而区域分裂合并算法则达到了很好的分割效果，原因是分裂是只考虑图像区域邻域像素，而当区域越来越小时，弱小目标在区域内的贡献会越来大，而其他部分区域则会根据灰度相似度进行合并。因此区域分裂合并最终会把弱小目标所在区域单独分割开来，达到了非常好的分割效果。

## 3.5 本章小结

红外弱小目标检测中，需要首先对图像进行预处理，使用预处理后的图像与原图像做差分运算就能使目标信息得到极大地增强，然后使用合适的分割算法就能将弱小目标从背景中提取出来。本章在预处理阶段介绍了中值滤波、最大中值滤波、均值滤波、最大均值滤波、自适应中值滤波、高通滤波与Top-Hat滤波，在图像分割阶段介绍了改进的局部Otsu二值图像分割和基于四叉树的图像分裂合并分割算法。并对部分预处理算法和分割算法进行了仿真与实验，实验结果显示均值滤波最能提高目标局部信噪比，Top-Hat滤波最能提高目标局部对比度，而且Top-Hat算法处理时间最短，很适合用来对图像进行背景抑制。而分割算法中基于局部Otsu分割算法和区域分裂合并算法则都能达到很好的分割效果，为以后的研究奠定了基础。

# 第四章 基于奇异值分解的红外弱小目标检测

## 4.1 引言

鉴于传统基于单幅图像奇异值分解红外弱小目标检测算法的不足，本章提出一种新的基于图像序列奇异值分解的红外弱小目标检测算法。首先，利用图像序列构造图像矩阵并进行奇异值分解，得到对应的特征值与特征向量；其次，利用处理后特征值和特征向量重构图像序列，得到新的特征图像序列；再次，在特征图像序列中选取合适的特征图像进行处理从而增强目标并抑制背景；然后，对新特征图像进行阈值分割，得到要检测的弱小目标；最后对序列中的每幅图像分别进行帧间位置修正与帧内位置修正，以达到检测红外弱小目标的目的。实验结果表明该算法具有很好的鲁棒性与实时性。

## 4.2 红外图像序列模型

设红外图像序列为，则原图像序列可以认为由三部分组成，分别是背景图像序列，目标图像序列和噪声图像序列。则红外图像序列可以用如下公式表示：

 (4.1)

对图像序列进行奇异值分解，背景图像序列占整个待检测图像序列的绝大部分，得到的主要的特征值对应的特征向量重构的图像就会反映背景的信息。噪声图像序列是一组二维的随机过程，得到的最小的特征值对应的特征向量重构的图像就会反映噪声信息。目标图像序列在整个图像序列中是不断运动变化的，得到的中间特征值重构的图像就会使移动的弱小目标得到增强。

奇异值分解是一种能适用于多种矩阵的分解方法，因为图像序列是一个三维数据集合，奇异值分解并不适用，因此需要先将其变换为二维矩阵。假设图像序列是一个的三维数据集合，其中表示图像的行数，表示图像的列数，表示序列的帧数。设矩阵为的二维展开，其中，则为行列的矩阵。

对于任意图像而言，通常很大，因此矩阵所包含的数据量一般不适合直接进行奇异值分解。设为矩阵的自相关矩阵，则，所以矩阵的行和列的值都等于。

设矩阵的秩为，其中，则存在阶酉矩阵与使得的奇异值分解可以用式(4.2)表示：

 (4.2)

其中，与都是的方阵，是一个的阶对角矩阵，，因此，式(4.2)也有如下形式：

 (4.3)

式(4.3)中奇异值越大，其对应点成分就越大，反之，则越小。因此，利用奇异值分解可以利用少量的信息对原矩阵重构。这里只需要选取特定奇异值对应的成分对原图像序列重构即可，重构后的图像序列表示为：

 (4.4)

这里的是用行1列的矩阵，可将其重新变换为图像矩阵，选择不同的能得到不同的重构图像。

## 4.3 基于序列图像奇异值分解

### 4.3.1 目标增强

受硬件与天气的影响，从传感器获得的红外弱小目标图像信噪比较低，因此首先需要提高图像的信噪比，使目标得以增强，噪声得以抑制。

图4.1给出了图像不同序列情况下红外弱小目标图像。

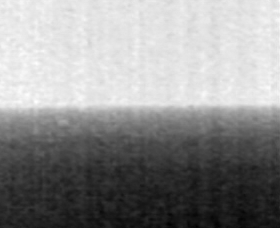
(a)第1帧 (b)第10帧

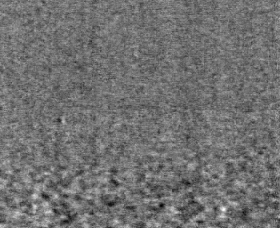
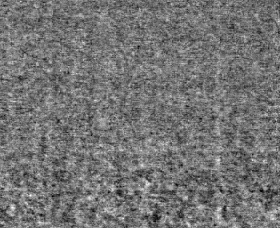
(c)第30帧 (d)第40帧

图4.1 原图像序列

将原图像序列进行SVD分解，用不同特征值所对应的特征向量进行重构的图像，从而抑制背景，增强运动目标。采用不同特征值进行重构能对原图像弱小目标进行不同程度的增强，当使用位置2的特征值时，重构后弱小目标增强最为明显；当使用位置3的特征值时，重构后弱小目标不太明显；当使用位置大于3的特征值时，重构后弱小目标被噪声淹没。重构图像如图4.2所示：

(a)Eigen=1重构图像 (b)Eigen=2重构图像

(c)Eigen=3重构图像 (d)Eigen=5重构图像

图4.2 不同特征值重构后图像

图4.3为100帧图像不同位置特征值对应的大小。特征值小于3时递减速度非常快，第三特征值对应的重构图像基本被噪声信息覆盖，而主特征值对应的重构图像是背景信息，因此这里选择第二特征值对原图像序列进行重构得到特征图像。重构后的图像中背景与噪声均得到抑制，目标得到增强。

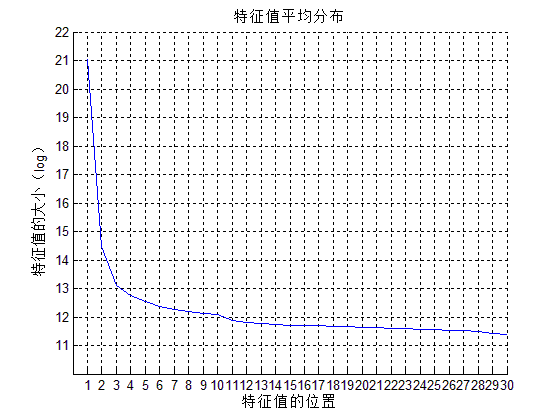


图4.3 特征值平均分布

### 4.3.2 读入帧数自适应确定

对于不同的红外弱小目标图像序列，需要一次性处理的帧数也是不相同的，因此需要自适应的确定每次处理的图像序列帧数。SVD通过重构把图像序列的主要背景和噪声分开，因此在选择帧数时，根据图像变化快慢，选择处理帧数的多少。这里图像序列变化慢时选择较多的帧数来处理，变化快时选择较少的帧数来处理。考虑到程序运行的实时性与可行性，在选择时需要确定最大处理帧数与最小处理帧数，如果，则程序不具有实时性，如果，则进行SVD是没有意义的，考虑到实际应用，将设为3。在实验中，为了得到图像帧数估计，用余弦函数来计算到之间的帧数估计。其自变量为图像变化剧烈程度，实验表明，当时，采用最小帧数处理合适，当时，采用最大帧数处理合适，当时，采用余弦过渡的方式来求取帧数。设函数，则，，函数定义域为，周期为2，根据三角函数定义，将已知条件代入，则求得

。

为了评估图像序列的变换剧烈程度及确定实际需处理的帧数，需要如下评估算法：

1. 首先将设为30，设为3。
2. 读入帧图像。
3. 对帧图像做两两差分得到帧图像。
4. 对帧图像每幅图像总像素求和，然后再除以图像的宽与高，得到个评估值。
5. 将个评估值求平均就能得到代表帧图像变化剧烈程度的值。
6. 将带入公式(4.5)就能得到本次要处理的帧数：

 (4.5)

1. 在处理下一帧时将并执行步骤2。

### 4.3.3 帧间相关的目标位置修正

要实现弱小目标的跟踪，需要对每一幅图像及其之前的图像序列做上述奇异值分解。设当前要处理的图像为，则取前幅图像序列与当前图像构成幅图像序列，对进行奇异值分解，重构后得到目标增强图像，对中取极大值就能确定当前图像中弱小目标的位置。为了提高目标位置估计的准确性，在处理下一帧图像及其图像序列时需要用到本次的检测结果对目标位置进行修正。具体方法是根据前后两次不同的检测结果的差值，如果在一定阈值内，则更新目标检测位置，否则认为本次处理为异常值，检测结果予以舍弃。

### 4.3.4 帧内相关的目标位置修正

奇异值分解的是图像序列，因此整个数据空间中不仅包含有当前图像的数据，同时也包含之前的幅图像数据。重构后得到的目标位置会在一定程度上反映当前目标过去的位置，而不是当前图像中目标的位置，所以还需要在图像内进行目标位置修正。修正算法基本原理是：在当前搜索窗口内寻找灰度最值，然后将此处坐标作为下次搜索窗口的中心位置迭代搜索，直到最终搜索窗口不变为止。这时搜索窗口中心的位置即为目标位置，如图4.4所示：

(a)修正前 (b)修正后

图4.4 经过帧内修正后的检测结果

### 4.3.5 检测跟踪算法流程

下面是整个算法的具体步骤：

1. 读入幅图像，评估图像序列变化剧烈程度，求得需要处理的图像帧数。
2. 读入幅图像，并将其合并成二维数据，求其自相关并对自相关矩阵求SVD。
3. 用求得的特征向量对原图像序列进行重构，得到特征图像序列。
4. 在特征图像序列选取合适的特征图像，估计原图像中目标的位置。
5. 结合上一次处理的结果进行帧间相关的目标位置修正。
6. 进行帧内相关的目标位置修正，获得最终的目标位置。
7. 将赋值给，重复步骤1。

具体算法流程如图4.5所示：

绘图4.emf

图4.5 基于SVD的红外弱小目标检测具体流程

## 4.4 实验与结果分析

本章采用第二章所提出的评价准则对算法性能进行分析。

1) 局部信噪比

 (4.6)

其中，、分别是图像的目标平均灰度和目标周围平均灰度。是目标邻域图像与噪声标准差。局部信噪比表现目标与背景噪声的差别的大小，值越大表示目标与噪声的差别越大，目标越明显。图4.6显示了5组序列处理前后平均局部信噪比，虽然有个别帧处理后图像信噪比要低于处理前图像，不过就整体而言，算法确实提高了图像的局部信噪比。

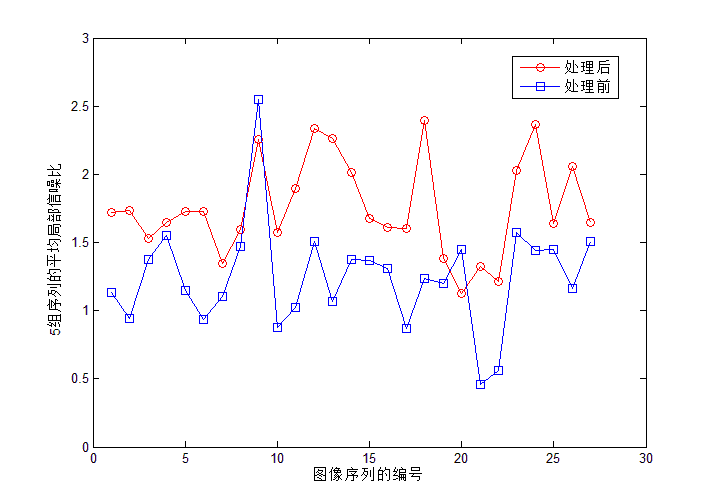


图4.6 图像局部信噪比

2) 局部对比度

 (4.7)

局部对比度表现目标与背景的相对灰度。对比度值越大，则目标越清晰，反之，目标越模糊。图4.7显示了5组序列处理前后平均局对比度，可以看出，处理后每组图像局部目标对比度都要高于处理前的图像，证明算法能够达到增强图像的目的。

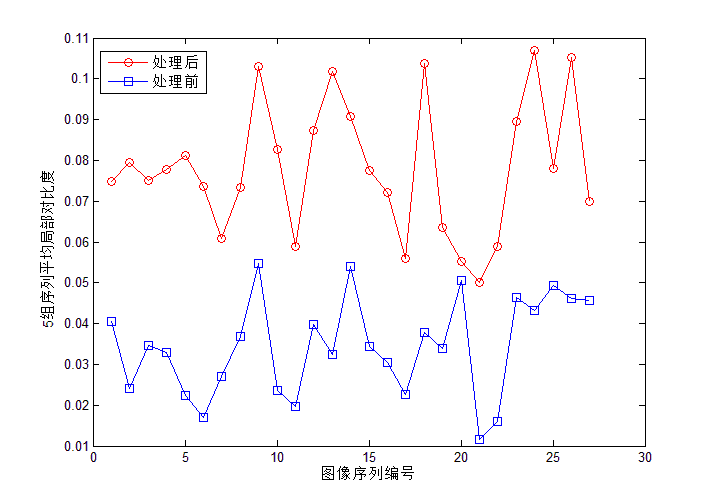


图4.7 图像局部对比度

3) 检测概率及虚警率和平均虚警率

检测概率和虚警率和平均虚警率是小目标检测常用评价标准，定义为：

 (4.8)

 (4.9)

 (4.10)

式中：为序列中检测到目标个数；为序列中实际目标个数；为序列中虚假目标个数，为序列帧数。实验用2组图像序列进行分析，分别使用SVD分解、最大中值滤波(MaxMedian)、最大均值滤波(MaxMean)，并对结果进行分析。表4-1和表4-2分别为最大均值与最大中值同文中算法的比较结果：

表4-1 文中算法(SVD)和MaxMean算法的检测结果比较

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | SVD | | | MaxMean | | |
|  |  |  |  |  |  |
| Seq1 | 0.9 | 0.09 | 0.1 | 0.7 | 0.3 | 0.8 |
| Seq2 | 0.95 | 0.04 | 0.05 | 0.5 | 0.32 | 0.95 |

表4-2 文中算法(SVD)和MaxMedian算法的检测结果比较

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | SVD | | | MaxMedian | | |
|  |  |  |  |  |  |
| Seq1 | 0.9 | 0.09 | 0.1 | 0.46 | 0.43 | 1.65 |
| Seq2 | 0.95 | 0.04 | 0.05 | 0.5 | 0.34 | 1.05 |

从实验结果我们可以看出，SVD处理能达到是目标突出的目的，结合帧间与帧内的联合检测能是图像序列的检测率始终保持在90%左右。实验运行软件环境Windows7+Matlab2010，硬件环境CPU主频为2.4G，内存为2G，处理每帧图像平均耗时60ms左右，实验结果显示算法检测率高、鲁棒性高、实时性较好。

## 4.5 本章小结

本文提出的基于奇异值分解的红外弱小目标检测方法，首先将多帧图像进行奇异值分解，再按照合适的特征对图像序列进行重构，即能得到在极微弱信噪比下增强的弱小目标，在采用简单阈值分割就可以自适应的对目标进行检测。同时结合帧间相关与帧内相关的修正算法，实现了对红外弱小目标的准确跟踪。实验效果显示，该算法能够有效在极微弱信噪比下进行目标检测，显示了该算法的有效性。该算法对每帧处理时间很短，显示了该算法的实时性。

# 第五章 基于张量建模的红外弱小目标检测

## 5.1 引言

红外弱小目标的检测需要使用多种图像算法进行综合处理。图像受到噪声影响，其噪声主要受大气、硬件与成像光圈影响，使图像局部特征不能够很明显的区别于背景，因此，在进行目标与背景分割的时候，需要结合多种特性进行处理。为了使用图像目标的局部多种特性，需要对多种特性进行建模，然后使用分类算法对不同特性进行聚类分析。特别的，针对红外弱小目标图像，根据分析，总结出以下四种特性：1. 目标局部背景灰度分布特性；2. 目标灰度分布特性；3. 目标与背景的对比度特性；4. 目标局部运动方向特性。特别需要指出的是第四种特性是针对图像序列而言的。基于这四种特性，采用一种新的建模方法，即张量建模来对特性进行分析，进而使用分析结果对弱小目标进行检测。

张量分解过去主要应用在心理学、化学与多维数据分析领域，而文献[51]首次将张量模型应用于人脸识别领域，文献[51]主要讲人脸按照光照，拍摄角度，不同人脸和不同表情进行特性划分，最终将这几种特性做成张量特性数据库，再对张量数据进行分解，最终能根据张量在不同特性维度的展开而达到人脸识别的目的。将此种方法引入红外弱小目标检测领域，显然文献[51]中的光照、拍摄角度、不同人脸和不同表情这些特性并不能对红外弱小目标产生有益描述，因此针对序列红外图像使用目标局部背景灰度分布、目标灰度分布、目标与背景对比度和目标局部运动特性四个特征对张量建模并进行张量分析，即能得到本章要讨论的算法。最终实验结果表明张量建模能很好的达到弱小目标检测的目的。

## 5.2 张量数学原理

张量代表多维数组。一般地，维或阶的张量是独立坐标系统维向量空间的张量积中的一个元素。本文中张量这个概念跟物理和工程中的张量概念不同，那里的张量在数学上表示为张量场，三阶张量有三个坐标轴。一维张量代表向量，二维张量代表矩阵，三维或更高维张量通常高阶张量。

首先定义本文中将要用到张量的表示法，张量的阶或维数表示为张量模式的数目，向量表示为加黑小写字母如**a**，矩阵表示为加黑大写字母如，高阶张量表示为加黑斜体大写字母如，标量表示为不加黑的小写字母如。

向量**a**的第个元素表示为，矩阵A的第个元素表示为，三阶张量的第个元素表示为。从1到当前维度最大值的索引表示为。一个序列中的第个元素用带括号的字母标在张量上方，表示序列中的第个矩阵。

当子集索引固定的时候会形成一个子数组，对矩阵而言，这些是行和列。冒号是用来表示一个维度中的所有元素。因此，矩阵的第列表示为，矩阵的第行表示为。作为一种选择，矩阵的第列可以更简洁的表示为。

Fibers是矩阵行和列的高阶模拟，一个Fibers是由一个固定的索引确定的。矩阵的列是1-模的Fiber，矩阵的行是2-模的Fibers。三阶张量有行、列和管(Tube) Fibers，分别表示为、和，当从张量中提取数据时，Fibers总是被认为来源于列向量，如图5.1所示：

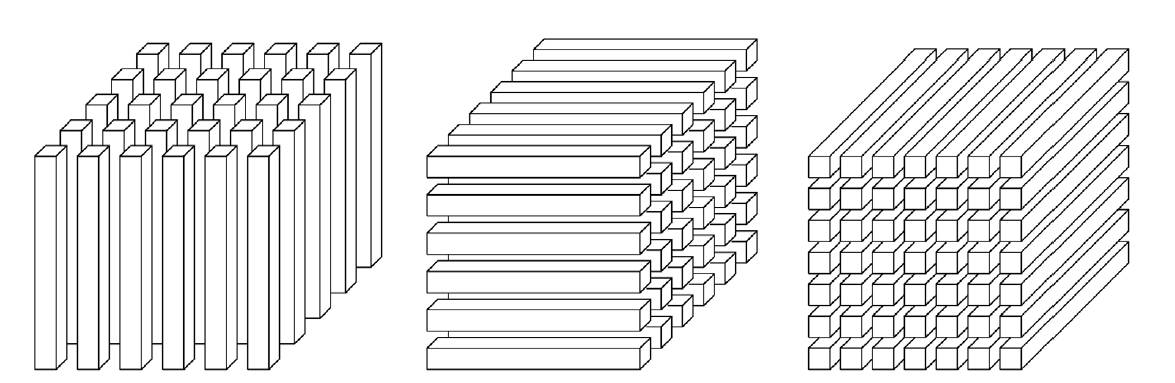


图5.1 三阶张量不同维度的Fibers

切片(Slices)是张量的二维截面，是由固定的二维索引定义的。图5.2展示了三阶张量的水平、侧向和前向切片，表示为、和。作为一种选择，三阶张量的第个前向切片可以更简洁的定义为。

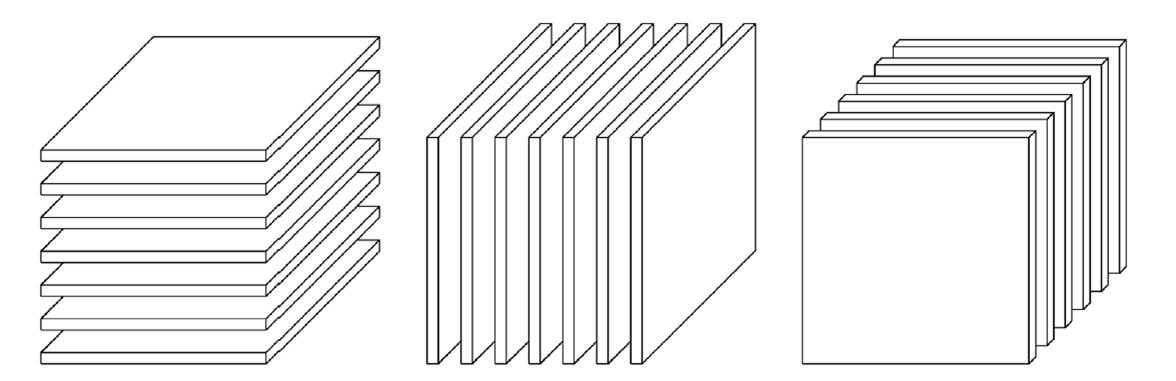


图5.2 三阶张量不同维度的Slices

张量的范数定义为张量所有元素的平方和的平方根。公式如下：

 (5.1)

如果张量有相同维度，则他们的内积用如下公式表示：

 (5.2)

特别的，当时，公式(5.2)简化为。

维张量如果能写成个向量的外积，称其为秩1张量，公式如下：

 (5.3)

运算符“”代表向量的外积。这意味着这张量的每一个元素的积都类似于向量的元素：

 (5.4)

在张量领域，和矩阵领域中的对角矩阵概念类似，也有对角张量概念。设张量 ，如果且，那么，称此张量为对角张量。图5.3为三阶对角张量。

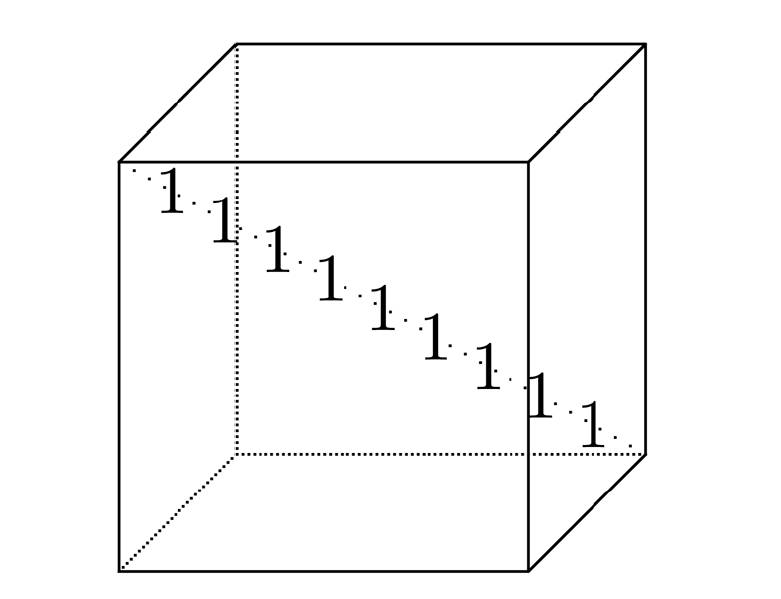


图5.3 三阶对角张量

在进行张量相乘时，需要对张量进行unfolding或folding操作，unfolding就是将一个矩阵合成为张量的操作，与其相反，folding是将一个张量扁平化为矩阵的操作。举例来说，可以将一个的张量展开成的矩阵或是或的矩阵。更通用的矩阵张量变换方法可以在Kolda论文[52]中找到。按照Mode-n方式展开一个张量，可以用表示为张量按维展开的矩阵。张量元素展开为矩阵元素，展开具体细节可以使用下面公式表示。

 (5.5)

下面使用一个简单的例子来演示如何将张量变换为矩阵。设张量，其中前切片与后切片分别为：

则按三种展开方式得到的矩阵分别为：







最后，可以将矩阵化的张量进行向量化。例如，按照上面的例子，向量化的张量为

。

张量相乘的形式显然要比矩阵相乘要复杂。对于张量相乘的详细资料可以参考Kolda的论文[52]，这里只考察Mode-n相乘的情况，即将一个张量按第维乘以矩阵的情况。

设张量与矩阵相乘，可以表示为，计算公式如下：

 (5.6)

不同的Mode-n Fiber乘以矩阵，这种想法可以表述为展开张量：

 (5.7)

张量的Mode-n乘法将张量展开后同矩阵相乘，其操作遵循矩阵乘法的基本运算。举例来说，当矩阵与上面张量按照Mode-1相乘时，得到结果：

为了对后面张量分解介绍的方便，在此介绍两种矩阵乘法：Kronecker矩阵乘法和 Khatri-Rao矩阵乘法。

设矩阵与矩阵的Kronecker乘积表示为，其乘积结果为的矩阵，具体如下：

 (5.8)

设矩阵与矩阵的Kronecker乘积表示为，其乘积结果为的矩阵，具体如下：

 (5.9)

当和都是向量时，两种矩阵乘法结果相等，即。

## 5.3 张量分解基本原理

张量有两种分解方式，分别是CP分解和Tucker分解，这里只讨论Tucker分解，也是后面算法中使用到的分解方法。Tucker张量分解是由Tucker在1963年在论文[53]首次提出，随后由Tucker和Levin进行了重新定义。Tucker张量分解在不同的场合有很多名字，不过所指代的运算方式是一样的。

Tucker张量分解是高阶主成分分析的一种，分解后的结果由一个张量特征核和不同维度的张量特征矩阵组成。设三维张量，则有：

 (5.10)

其中，，，为张量的特征矩阵，可以认为是不同维度的特征主成分。张量即为核张量，可以认为是不同维度特征的关系成分。

从张量元素来考虑，式(5.11)张量分解可以重写为：

 (5.11)

这里的都是特征矩阵的大小。当小于时，核张量可以认为是张量的压缩版本。在一些情况下，存储压缩张量比存储原始张量更有意义。Tucker张量分解由图5.4所示：

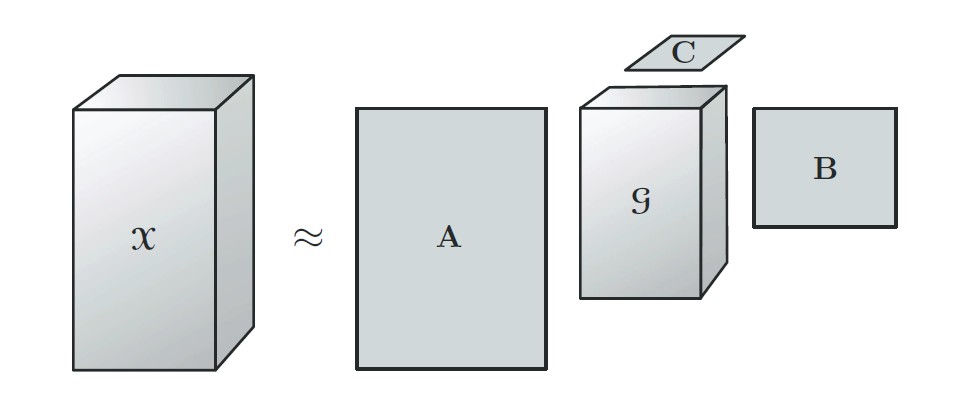


图5.4 Tucker张量分解

针对图5.4的三阶张量而言，分解的详细公式如下：



 (5.12)



上面公式是针对三阶张量而言，Tucker张量分解可以扩展到通用的阶张量上，通用Tucker张量分解公式如(5.13)所示：

 (5.13)

其元素表示形式如下：

 (5.14)

其矩阵形式表示如下：

 (5.15)

按照上述方法，就能将张量按不同维度进行展开，从而使张量的不同特性在其相应的维度上得到最大化。下面就如何将张量分解应用到红外弱小目标检测进行讨论。

## 5.4 建立多模特征弱小目标库

在使用张量分解检测红外弱小目标之前，需要对红外弱小目标的张量模型进行建库。该库是离线处理，一旦处理完成，可一直用于红外弱小目标即拿出任务。

红外弱小目标特性数据库主要依据如下四个目标特性进行建立：1.目标局部背景灰度分布特性；2.目标灰度分布特性；3.目标对比度分布特性；4.目标局部运动方向特性。建立数据库主要有两种方法，一种是使用四种特性建立模拟目标库，另一种是控制环境建立实际目标库。建立模拟目标库的局部背景分布特性使用了等差的8种灰度分布，灰度分别为0、16、32、48、64、80、96、112。由于实际红外弱小目标图像中，目标灰度普遍要高于局部背景灰度，因此在建立局部背景分布的时候，使用了低于灰度值为128的灰度分布。目标灰度分布特性同样采用了等差的8目标灰度分布特性，灰度分布分别为144、160、176、192、208、224、240、255。由于在实际的红外弱小目标图像中，目标背景灰度分布普遍要低于目标灰度分布，因此在建立目标灰度分布的时候，使用了高于灰度值为128的灰度分布。目标对比度使用等差的有4种方差高斯函数进行模拟，高斯方差分别为1、2、3、4，生成不同大小的高斯图像进行弱小目标模拟。目标运行方向特性使用8种方向的特性分布，运动方向分别为：1.从图像到左到右，2.从图像左下到右上，3.从图像右上到右下，4.从图像右下到右上，5.从图像上到下，6.从图像下到上，7.从图像左到右，8.从图像右到左。依据上述四种特性就能够实现弱小目标多模特性数据库的建立。图5.5是部分目标样本：

C:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_1_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_2_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_3_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_4_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_5_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_6_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_7_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\1_8_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_1_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_2_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_3_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_4_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_5_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_6_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_7_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\2_8_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_1_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_2_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_3_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_4_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_5_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_6_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_7_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\3_8_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_3_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_4_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_5_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_6_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_7_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_1_8_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_2_1_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_2_2_1.bmpC:\Users\tc\Desktop\Small Target Recognition\Small Target Recognition\小目标\1\4_2_3_1.bmp

图5.5 红外弱小目标张量样本

绘图1.emf

图5.6 红外弱小目标张量样本库建库流程

下面介绍如何使用张量特性数据库。首先将上一步建立的多模特性数据库中的数据存入五阶张量模型中，于是得到张量，按照张量分解理论，张量可以表示为核张量与不同特性矩阵的张量积的形式：。高阶张量代表弱小目标四个特性与图像像素之间的关系；为的矩阵，通过它可以确定目标局部背景灰度分布的特性子空间；为的矩阵，通过它可以确定目标灰度分布的特性子空间；为的矩阵，通过它可以确定目标对比度分布的特性子空间；为的矩阵，通过它可以确定目标运动方向的特性子空间；是图像序列的像素矩阵，这里采用的像素块，取8帧图像作为一个张量单元，因此中的像素有个，可以将其理解为图像特性子空间。

然后对五阶张量采用Mode-n SVD分解，之后得到具有不同特性的张量特性子空间和核张量。按照不同的特性对原张量空间进行重构，比如建立主成分为目标局部背景灰度分布的特性张量，需要按照公式进行重构，同理能够得到目标灰度分布特性张量，目标对比度分布特性张量，目标运动方向特性张量。然后将特性张量按照其特性的方向进行扁平化，因此得到新的特性矩阵，分别是目标局部背景灰度分布特性矩阵，目标灰度分布特性矩阵，目标对比度分布特性矩阵和目标运动方向特性矩阵。此处得到的特性矩阵为最后目标检测做准备。具体构造过程如图5.7所示：

绘图2.emf

图5.7 张量分解算法流程

## 5.5 使用多特性张量样本库进行弱小目标检测

使用张量建模检测红外弱小目标可以使用下述步骤，建立多特性弱小目标数据库时，通过现场拍摄和人工模拟的方式获得大量具有不同特性的红外弱小目标图像。将获取的图像存入多特性数据库中。把多特性数据库中不同的弱小目标按照目标背景灰度分布、目标灰度分布、目标对比度分布和目标运动方向分布四个个特性将图像进行分类。按照分类的结果将图像存入多特性张量模型，将图像自身像素数据也算做一阶张量，因此得到的张量为五阶张量。根据数学原理对五阶张量进行Mode-n SVD分解，得到核张量和不同特性空间的矩阵，然后用不同特性矩阵与核张量求张量积得到不同特性张量基，将此张量基扁平化为特性投影矩阵。使用此矩阵能进行红外弱小目标检测。当实际检测时得到一组红外弱小目标图像序列，首先从图像序列中截取和训练图像大小一致的三维图像序列，对图像序列按照不同特性向离线训练得到的投影矩阵进行投影，能得到当前图像序列在不同特性张量空间中的投影系数，然后求取当前投影系数和张量分解得到的相应的特性矩阵行向量之间的欧式距离，将此距离进行保存。遍历整个图像序列，求取不同位置图像序列的投影系数，并比较所有系数和特性矩阵的行向量之间的距离，选取距离最小的系数作为原图像的度量值，当计算完所有的度量值之后，就可以采用简单的阈值分割法将弱小目标提取出来。算法整体流程图如图5.8所示：

绘图.emf

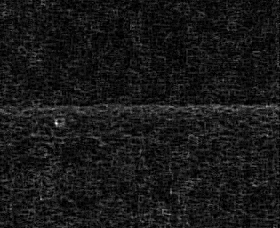
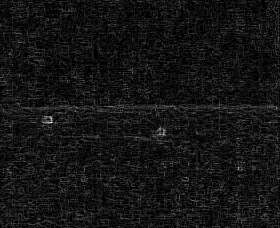
图5.8 张量建模目标检测算法流程

## 5.6 实验与结果分析

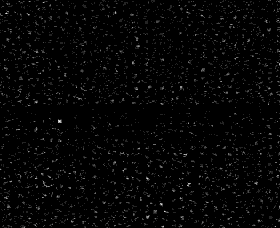
根据第二章介绍的算法评判标准，用张量分解算法和最大中值、最大均值算法加以比较。算法检测使用软件平台为Windows7+Matlab2010，硬件CPU主频2.6GHz，内存2G。图5.9为不同算法得到的检测结果。

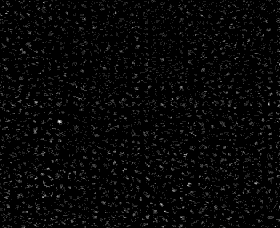
(a)原图1 (b)原图2

(c)张量检测1 (d)张量检测2

(e) 最大中值检测1 (f)最大中值检测2

(g)最大均值检测1 (h)最大均值检测2

图5.9 三种算法处理结果比较

由图5.9可以看出，最大均值与最大中值滤波会对检测结果引入很多杂点，而张量检测没有引入杂点，但是会引入部分杂波。

表5-1比较了三种算法的局域信噪比与局域对比度：

表5-1 不同算法的局部信噪比与局部对比度

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 局部信噪比 | 局部对比度 |
| 原图 | 5.3031 | 0.1570 |
| 张量方法 | 6.1344 | 0.3437 |
| 最大中值方法 | 5.6033 | 0.3013 |
| 最大均值方法 | 6.6040 | 0.3128 |

由表5-1可以看出，张量建模对的局部信噪比与局部对比度的提高有一定帮助，尤其对于局部对比度的提高为三种算法中最好的，而局部信噪比也比最大中值滤波要好，因此显示了该方法的有效性。

## 5.7 本章小结

本章首先介绍张量分解的数学原理，在数学上张量为矩阵的扩展，矩阵一般表示为二维数组，张量通常表示为多维数组。单独的数、向量和矩阵都可以看作张量的特殊表现形式。张量分解作为张量的重要组成部分，主要分析了Tucker张量分解，此方法可以将张量分解为核张量和不同特征矩阵的乘积的形式，其中核张量代表不同特征矩阵之间的关系。根据张量分解算法，针对红外弱小目标图像，构造了局部背景灰度、局部目标灰度、局部对比度和目标运动方向四个特性进行张量建模，对其按不同特性进行分解，得到用于检测的系数。在检测阶段，用此张量系数做判断以便将弱小目标检测出来。最终实验显示使用合理的弱小目标张量库能很好地检测出结果，不过当建库不合理时，目标则不能被很好地检测出来。

# 第六章 总结与展望

## 6.1 本文工作总结

红外弱小目标在特征上来看没有一般可见光图像的纹理等细节特征，因此在检测的时候不能使用传统的图像处理手段。本文通过分析红外弱小目标检测技术的国内外研究现状，并且通过分析红外图像背景噪声和目标模型，提出了两种红外弱小目标检测算法，同时，对算法进行了仿真及实验。

第一章通过分析红外弱小目标的研究背景、图像模型和一般处理方法，对整个研究领域有个整体的把握，为后续的研究打好了基础。通过分析研究背景，得知此项研究的意义，此项研究不仅在军事领域有广泛应用，随着技术的进步，硬件和软件成本的下降，红外弱小目标会更多的在民用领域中进行使用，因此研究的前景是广阔的。

第二章通过分析可知，红外图像模型是由背景模型、噪声模型和目标模型共同构成的。通过对红外成像机制的分析，将背景模型分为复杂背景与平稳背景，把噪声模型分为散粒噪声、热噪声、产生——复合噪声、光子噪声和噪声，这些噪声大多数都是由系统硬件和大气环境所产生的，通常可以抽象为高斯噪声。通过对噪声的分析，可以使用软硬件结合的方法对噪声进行滤除。目标模型由于在整个图像中所占比重较小，而在局部图像中所占比重较大，可以用二维高斯函数进行模拟。对此三类模型的分析有利于后续的目标检测。

第三章说明红外图像作为数字图像的一种，可以使用大多数图像算法进行处理，针对红外图像，通常使用图像滤波和图像分割两类算法进行目标检测。图像滤波一节介绍了中值滤波、最大中值滤波、自适应中值滤波、均值滤波、最大均值滤波、高通滤波和Top-Hat滤波，通过对各种算法的比较，基本可以确定Top-Hat方法是比较理想的。图像分割是实际将目标从背景分离出来的步骤，比较Otsu算法和区域分裂合并算法，局部Otsu是通过邻域像素灰度值进行二值化分割，能够有效地将目标提取出来，不过此种方法在处理极微弱目标的情况下有时会失败。区域分裂合并算法根据图像的局部灰度进行自适应分割，能将目标很好地从背景中分离出来。

第四章提出了一种基于奇异值分解的弱小目标检测算法，该算法通过对序列图像进行奇异值分解，再选择不同的特征值对序列图像进行重构，当选择合适特征值时，重构后的图像中弱小目标的局部对比度和局部信噪比能得到极大的增强，然后对增强后的图像进行简单分割就能将弱小目标检测出来。为了适应图像序列每帧检测的情况，通过帧内修正与帧间修正两种方法对某一检测到弱小目标的相邻图像进行处理，就能将整个图像序列中的弱小目标检测出来。通过实验分析，此种方法比最大中值与最大均值算法效果均要好。

第五章提出了一种基于张量建模的红外弱小目标检测方法。该方法首先需要建立红外弱小目标特征库，首先使用不同目标局部背景特性、目标对比度特性、目标灰度分布特性和目标运动轨迹特性这四个特性建立多模弱小目标张量特征数据库，其次根据张量理论按照不同特征对张量数据库进行展开，然后通过原红外图像对不同特征上投影的强度来对弱小目标进行检测。实验显示，该方法达到了较好的效果，不过时间复杂度较高。

奇异值分解算法虽然速度快，不过不能检测没有运动的目标，有实用价值，不过理论价值不如张量分解强。张量分解算法对于模型的依赖性比较强，不过当模型对待检测算法没有很好的匹配度的时候，效果不如奇异值分解算法，因此，该算法使用的主要难点在于特征的选择与弱小目标库的建立。

最后对全文进行总结并对未来研究进行展望。

## 6.2 未来工作展望

限于作者能力与工作时间等条件限制，还不能将所有算法达到最优化，因此，在未来的工作中，很有必要将各种算法时间和空间的性能再进行优化。其具体工作主要有以下几点：

1. 针对奇异值分解红外弱小目标检测，由于奇异值分解后特征值会根据不同

序列图像之间差别的大小生成不同的特征矩阵，如果弱小目标在相邻帧图像没有进行位移或相邻帧图像完全一样的话，那么重构后的图像会认为目标是背景的一部分而无法得到增强，这就会对后续的将目标检测出来的步骤造成困难。处理方法是可以将多帧图像进行目标累积，因为奇异值分解失效的时候，也正是目标能进行累积求和得到最大值的时候，通过此种改进，就能将任何情况下目标检测出来。

1. 针对张量建模红外弱小目标检测，首先建立目标特征数据库还有能够改进

的地方，可以采用更多的特征，不过随着特征数的上升，处理的时间也随之上升。此种方法最大的缺点是无法达到实时检测的目的，因此在如何进行时间优化上改进就显得特别有意义，这也是未来工作目标之一。

1. 针对张量模型的使用，目前是参考张量脸模型来进行弱小目标识别，将来

可能有新的更适用于弱小目标的张量模型来进行目标检测。

# 致谢

研究生的三年生活马上就要结束了，论文也在此时将要全部完成。此时此刻，我要感谢的人很多，因为我的论文能顺利完成，和众多人的帮助是分不开的。

首先我要感谢我的硕士导师高陈强副教授。能够在他的指导下完成我的硕士论工作，我感到十分骄傲。高老师所具备的渊博的知识、敏捷的思维和严谨的治学态度一直是我学习的榜样。每一次收到高老师给我的指导意见，都会使我感到很大的压力，同时也感到信心百倍。在攻读硕士的几年时间里，我时刻提醒自己不辜负高老师的期望。

同时我要感谢多媒体通信实验室的李强老师，在几年的学习过程中，李老师一丝不苟的工作态度和对科研工作的严谨细致令我获益良多。

感谢寝室兄弟秦亮、苏泽林和万义龙，在过去几年里学习上互相帮助，生活上互相关照。我们一起度过的时光将会成为美好的回忆，寝室友谊天长地久。

感谢多媒体通信实验室各位同学，尤其要感谢余迪虎、苏恒第与阎兵早师兄，感谢陈良、赵明兵、刘伟、张小红、王丽珍和郑秋菊在学习上提供的帮助。在与他们一起学习、生活、工作、共同进步的三年里，我充分的感受到了我们这个集体的温暖。

我要特别感谢我的父母，感谢他们多年来所给予我的一切，感谢他们在我最需要帮助的时候，毫不保留的支持我。

最后，感谢评阅本论文并提出宝贵意见和建议的各位专家，感谢他们的辛勤工作。

谨以此硕士论文献给所有关心、支持和帮助过我的朋友们。

# 参考文献

1. 周洪武，朱兆达，吴一全，周建江. 基于TOP-HAT滤波算子的红外弱小目标检测算法[J]. 南京航空航天大学学报. 2007. 39(2). 213-217.
2. 白相志，周付根，谢永春，金厅. 新型Top-hat变换及其在红外弱小目标中的应用[J]. 数据采集与处理. 2009. 24(5). 643-649.
3. 苏新主，姬红兵，高新波. 一种基于数学形态学的红外弱小目标检测方法[J]. 红外与激光工程. 2004. 33(3). 307-310.
4. 刘帅，魏贤智，高晓梅. 基于中值滤波和多向梯度搜索的目标检测算法[J]. 电光与控制. 2011. 18(2). 81-84.
5. 李晓琼，史彩成，毛二可. 基于高阶累积量的单帧复杂云背景下红外弱小目标检测[J]. 光学技术. 2008. 34(5). 696-698.
6. 严棚，魏宇星. 基于FPGA设计的弱小目标图像增强技术[J]. 激光与红外. 2006. 36(4). 327-329.
7. 钱永浩，吴小俊，罗晓清. 一种基于差帧图像融合的弱小目标增强方法[J]. 弹箭与制导学报. 2010. 30(3). 175-178.
8. 李燕苹，谢维信，裴继红. 基于小波变换的红外弱小目标检测新方法[J]. 红外技术. 2006. 28(7). 419-422.
9. 樊晓兵. 基于小波变换的红外弱小目标检测[J]. 吉首大学学报. 2008. 29(1). 75-78.
10. 孙国栋，吉书鹏，周桢. 基于小波和Context模型的海面红外弱小目标检测[J]. 红外技术. 2010. 32(2). 97-100.
11. 荣健，申金娥，钟晓春. 基于小波和SVR的红外弱小目标检测方法[J]. 西南交通大学学报. 2008. 43(5). 555-561.
12. 徐韶华，李红. 基于小波提升框架及小波能量的红外弱目标检测方法[J].红外技术. 2006. 28(11). 669-672.
13. 李少军，朱振福. 采用粒子滤波的先跟踪后检测算法[J]. 红外与激光工程. 2009. 38(2). 352-357.
14. 魏旭，陶冰洁. 基于2DPCA的特征融合方法及其应用[J]. 计算机工程与应用. 2008. 44(5). 70-72.
15. 牛志彬，周越. 基于SIFT流红外弱小目标的检测和跟踪[J]. 微型计算机. 2010. 26(1). 37-42.
16. 李欣，赵亦工，陈冰，薛晶. 基于模糊分类的弱小目标检测方法[J]. 光学精密工程. 2009. 17(9). 2311-2321.
17. 陈湘凭，王志成，田金文. 基于局部梯度和局部熵的红外小目标融合检测[J]. 计算机与数字工程. 2006. 34(10). 1-4.
18. 薛永宏，安玮，张涛，张寅生. 采用扩展MRF的红外目标自适应检测方法[J]. 红外与激光工程.2013. 42(8). 2288-2293.
19. 穆治亚，魏仲慧，何昕，梁国龙. 采用稀疏表示的红外图像自适应杂波抑制[J]. 光学精密工程. 2013. 21(7). 1850-1857.
20. M. Turk, A. Pentland. Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience[J]. 1991. 3(1). 71-86.
21. P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, D.J. Kriegman. Eigenfaces vs. Fsherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1997. 19(7). 711-720.
22. X He, P. Niyogi. Locality preserving projections[C]. Advance in Neural Information Processing Systems 18 (NIPS). Vancouver, Canada. 2003.
23. J Yang, D Zhang, Alejandro F. Frangi, JY Yang. Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2004. 26(1). 131-137.
24. X He, D Cai, P. Niyogi. Tensor subspace analysis[C]. Advance in Neural Information Processing Systems 16 (NIPS). Vancouver, Canada. 2005.
25. D Xu, S Yan, L Zhang, HJ Zhang, Z Liu, H.Y Shum. Concurrent subspaces analysis[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). San Diego, USA. 2005. Washington. IEEE Computer Society. 203-208.
26. F. L. Hitchcock. The expression of a tensor or a polyadic as a sum of products[J]. Journal of Mathematics and Physics. 1927. 6(1). 164-189.
27. J.B. Kruskal. Three-way Arrays: rank and uniqueness of trilinear decompositions, with application to arithmetic complexity and statistics[J]. Linear Algebra and its Applications. 1977. 18(2). 95-138
28. L.D. Lathauwer, B.D. Moor, J. Vandewalle. On the best rank-1 and rank-(R1, R2,…,Rn) approximation of higher-order tensors[J]. SIAM Journal of Matrix Analysis and Applications. 2000. 21(4). 1324–1342.
29. M.A.O. Vasilescu, D. Terzopoulos. Multilinear analysis of image ensembles: Ten-sorfaces[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV). Copenhagen, Denmark. 2002. Berlin. Springer-Verlag. 447-460.
30. H Wang, N. Ahuja. Facial expression decomposition[C]. International Conference on Computer Vision (ICCV). Nice, France. 2003. Washington. IEEE Computer Society. 958–965.
31. K Jia, S Gong. Multi-modal tensor face for simultaneous super-resolution and recognition[C]. International Conference on Computer Vision (ICCV). Beijing, China. 2005. Washington. IEEE Computer Society. 1683-1690.
32. A. Shashua, A. Levin. Linear image coding for regression and classification using the tensor-rank principle[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Kauai, USA. 2001. Washington. IEEE Computer Society. 42-49.
33. A. Shashua, R. Zass, T. Hazan. Multi-way clustering using super-symmetric non-negative tensor factorization[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV). Graz, Austria. 2006. Berlin. Springer-Verlag. 595-608.
34. 温静. 基于张量子空间学习的视觉跟踪方法研究[D]. 西安. 西安电子科技大学. 2010. 59-69.
35. 谢成. 结合结构张量的图像去噪及其增强的研究[D]. 武汉. 华中科技大学. 2009. 19-29.
36. 胡水祥. 基于张量投票的彩色图像超分辨率算法研究[D]. 长沙. 中南大学. 2010. 16-27.
37. Paul Horowitz, Winfield Hill. The Art of Electronics, 2nd edition [M]. Cambridge (UK). Cambridge University Press. 1989. 431-432.
38. 崔敦杰. 关于红外探测器与红外焦平面阵列探测器性能参数描述方法的商榷[J]. 光学精密工程. 2003. 11(3). 265-269.
39. J. Barnett. Statistical Analysis of median subtraction filtering with application to point target detection in infrared backgrounds[C]. SPIE. Munich, Federal Republic of Germany. 1989. 10-18.
40. 杨卫平，沈振康，魏急波等. 低信噪比运动红外点目标的检测[J]. 电子学报. 1999. 27(12). 26-29.
41. Suyog D. Deshpande, M.H. Er, V. Ronda, Phillip Chan. Max-Mean and Max-median filters for detection of small-targets[C]. SPIE. Denver, USA. 1999. 74-83.
42. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. 阮秋琦，阮宇智. 冈萨雷斯数字图像处理(第二版)[M]. 北京. 电子工业出版社. 2007. 190-193.
43. C.S. Lee, Y.H. Kuo, P.T. Yu. Weighted fuzzy mean filters for image processing [J]. Fuzzy Sets Syst. 1997. 89(2). 157-180.
44. 徐英. 红外图像序列中运动弱小目标检测的方法研究[J]. 红外技术. 2002. 24(6). 27-30.
45. XZ Bai, FG Zhou, T Jin. Enhancement of dim small target through modified top-hat transformation under the condition of heavy clutter [J]. Signal Processing. 2010. 90(5). 1643-1654.
46. Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado. 李实英，杨高波. 特征提取与图像处理(第二版)[M]. 北京. 电子工业出版社. 2010. 61-64.
47. Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle. 艾海舟，苏延超. 图像处理、分析与机器视觉(第3版)[M]. 北京. 清华大学出版社. 2011. 157-163.
48. 尹超，向建勇，韩建栋. 一种基于区域背景预测的红外弱小目标检测方法[J]. 红外技术. 2004. 26(6). 62-65.
49. R. Bro. PARAFAC: Tutorial and applications [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 1997. 38(2). 149-171.
50. R. Henrion. Body diagonalization of core matrices in three-way principal components analysis: Theoretical bounds and simulation [J]. Journal of Chemometrics. 1993. 7(6). 1-23.
51. M.A.O. Vasilescu. Human motion signatures: analysis, synthesis, recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Kauai, USA. 2001. Washington. IEEE Computer Society. 456-460.
52. T.G. Kolda. Multilinear Operators for Higher-Order Decompositions[R]. Technical Report SAND 2006-2081. Sandia National Laboratories. Albuquerque, NM and Livermore, CA. 2006.
53. L.R. Tucker. Implications of factor analysis of three-way matrices for measurement of change, in Problems Measuring Change [M]. University of Wisconsin Press. 1963. 122-137.

# 附录 作者在攻读硕士学位期间的研究成果

一、发表的论文：

1. 席海峰，田超. 基于SVR的宽基线图像匹配方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版)，2013. 25(2). 197-202.
2. 田超，高陈强. 基于奇异值分解的红外弱小目标检测[J]. 工程数学学报.(已录用).
3. 发明的专利：

专利名称：一种基于张量模型的红外弱小目标检测方法.

申请人：高陈强，田超，李璐星，陈良，曹杰.

专利号：201410020675.2.

1. 参与的项目：
2. 国家自然科学基金项目“基于高阶张量的红外弱小目标多特性建模与检测方法研究”(61102131)，2012.1-2014.12.
3. 重庆科委自然科学基金项目“复杂背景下基于张量代数的红外微弱目标检测方法研究”(CSTC,2010BB2411)，2010.10-2013.10.