

图分类号: TPS391.4

论文编号: 10006SY0915105

北京航空航天大学  
硕士学位论文

大气湍流退化图像复原技术研究及 DSP 实现

作者姓名	葛琪
学科专业	控制科学与工程
指导教师	王可东 副教授
培养院系	宇航学院

# **The research of atmospheric turbulence-degraded image restoration technology and DSP implementation**

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

**Candidate: Qi Ge**

**Supervisor: Prof. Kedong Wang**

School of Astronautics

Beihang University, Beijing, China

中图分类号： TPS391.4

论文编号： 10006SY0915105

硕 士 学 位 论 文

大气湍流退化图像复原技术研究及 DSP 实现

作者姓名 葛琪

申请学位级别 硕士

指导教师姓名 王可东

职 称 副教授

学科专业 控制科学与工程

研究方向 导航制导与控制

学习时间自 年 月 日 起至 年 月 日止

论文提交日期 年 月 日 论文答辩日期 年 月 日

学位授予单位 北京航空航天大学 学位授予日期 年 月 日



## 关于学位论文的独创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在指导教师指导下独立进行研究工作所取得的成果，论文中有关资料和数据是实事求是的。尽我所知，除文中已经加以标注和致谢外，本论文不包含其他人已经发表或撰写的研究成果，也不包含本人或他人为获得北京航空航天大学或其它教育机构的学位或学历证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对研究所做的任何贡献均已在论文中作出了明确的说明。

若有不实之处，本人愿意承担相关法律责任。

学位论文作者签名：\_\_\_\_\_

日期：\_\_\_\_年\_\_\_\_月\_\_\_\_日

## 学位论文使用授权书

本人完全同意北京航空航天大学有权使用本学位论文（包括但不限于其印刷版和电子版），使用方式包括但不限于：保留学位论文，按规定向国家有关部门（机构）送交学位论文，以学术交流为目的赠送和交换学位论文，允许学位论文被查阅、借阅和复印，将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，采用影印、缩印或其他复制手段保存学位论文。

保密学位论文在解密后的使用授权同上。

学位论文作者签名：\_\_\_\_\_

日期：\_\_\_\_年\_\_\_\_月\_\_\_\_日

指导教师签名：\_\_\_\_\_

日期：\_\_\_\_年\_\_\_\_月\_\_\_\_日



## 摘要

工作在大气媒介中的光学成像设备因大气湍流的影响不仅分辨力受到了限制，而且获得的图像存在畸变、抖动、光照不均以及模糊。在天文观测，对地遥感以及远距离监视等应用领域急需对此类退化图像进行处理以获得清晰图像。大气湍流退化图像复原正是因这些迫切需求而发展起来的一门技术，随着计算机技术，数学理论，大气物理和图像处理技术的不断发展，虽然大气湍流退化图像复原技术在理论上和实际应用中都得到了快速发展，但是由于大气湍流的随机性以及光学成像影响的复杂性，现有的大气湍流退化图像复原技术仍然存很大的局限。所以深入研究该技术有着重要的意义。

首先依据具体的应用背景将大视场、远距离拍摄过程中因大气湍流而退化的图像作为研究对象，依据光在大气中的传输与成像相关理论，深入研究了长曝光大气湍流退化图像和短曝光大气湍流退化图像各自的退化特点和相应点的扩散函数。

其次本文通过统计分析大量的大视场、长距离条件下拍着的清晰图像的频谱特征，并通过数学方法模拟这些图像受到长曝光大气湍流退化过程的降质，然后对比分析退化前后图像频谱的变化，最终得出该类图像频谱有着大致相似的形状。基于这些固定的形状本文提出了用于简化清晰图像频谱的近似等腰三角形模型，利用该模型结合长曝光大气湍流退化图像，就能估计出点扩散函数的参数，然后得到点扩散函数，并最终完成大气湍流退化图像复原。

最后本文在提出新的长曝光大气湍流退化点扩散函数并将其应用于图像复原以后，还开发了对应的硬件系统。通过该硬件系统的开发不仅验证了本文算法能应用于实时处理系统，同时还为以后工程应用打下了一定的基础。

**关键词：**大气湍流，图像复原，点扩散函数估计，DSP 实现

## ABSTRACT

Because of atmospheric turbulence's effect, Optical imaging equipments which work in the atmospheric media are not only limited in resolving power, but also their images are always distorted, tilted, uneven illuminated and blurred. Degraded images from Astronomical observation, remote sensing and long range surveillance are needed for processing urgently in order to gain clear images. The technology of Atmospheric turbulence degraded image restoration is developed as for these urgent needing. With the Continuous development of computer technology, math theory, atmospheric physics, image processing, atmospheric turbulence degraded image restoration technology has been development both in theory and application on some degree, but currently they all have many limitations, so studying this technology in-depth is significant.

Firstly, according to the specific application background, the research objects are focused on the atmospheric turbulence degraded natural images which acquired under large field of view and long distance. Based on the related theory of the light transmission and imaging through atmosphere, this paper have studied the characteristic and the point spread function of long-exposure and short-exposure atmospheric turbulence degraded images.

Secondly, this paper have analyzed the spectrum feature of a large number of clear nature images acquired under large field of view and long distance, and simulated atmospheric turbulence degradation process mathematically. Through analysis, this sort of images' spectrum has the fixed shape. Based on these fixed shape, this paper have proposed the approximate isosceles triangle principle to simplify the clear image's spectrum. Using this principle and combining with the degraded image, this paper have estimated the point spread function successfully, and then gained the restored image.

Thirdly, this paper have introduced the hardware real-time image processing system, it was designed for verifying the proposed algorithm in this paper. This hardware system has not only verified the algorithm's efficiency but also lay the foundation for engineering applications in the future.



**Key words:** Atmospheric Turbulence, Image Restoration, Point Spread Function Estimation, DSP implementation

# 目录

第一章 绪论 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	1
1.3 本文的研究内容 .....	5
1.4 本文的组织结构 .....	5
第二章 大气湍流退化图像复原技术 .....	7
2.1 图像退化及复原数学模型概述 .....	7
2.1.1 图像退化的数学模型 .....	7
2.1.2 图像复原的数学模型 .....	8
2.2 大气湍流退化图像概述 .....	9
2.2.1 大气湍流的基本物理特性 .....	9
2.2.2 长曝光大气湍流退化图像 .....	10
2.2.3 短曝光大气湍流退化图像 .....	11
2.3 主流大气湍流退化图像复原算法 .....	13
2.3.1 RL-IBD 算法 .....	13
2.3.2 Lucky Region 算法 .....	15
2.3.3 Speckle Image 算法 .....	18
2.3.4 APEX 算法 .....	22
2.4 小结 .....	25
第三章 基于图像频谱特征的大气湍流退化点扩散函数估计 .....	26
3.1 点扩散函数估计的一般方法 .....	26
3.2 基于自然景物频谱特点的大气湍流点扩散函数估计方法 .....	27
3.2.1 自然景物图像频谱分析 .....	27
3.2.2 近似等腰三角形频谱重建模型建立 .....	38
3.2.3 大气湍流退化点扩散函数估计流程 .....	42
3.3 小结 .....	43
第四章 大气湍流退化图像复原及实验结果分析 .....	44
4.1 大气湍流退化图像复原 .....	44
4.1.1 大气湍流退化图像复原过程归纳 .....	44
4.1.2 大气湍流退化图像复原实验 .....	44

4.2 大气湍流退化图像复原结果客观评价 .....	49
4.2.1 图像复原客观评价指标 .....	49
4.2.2 大气湍流退化图像复原客观评价计算结果 .....	50
4.3 小结 .....	50
第五章 大气湍流退化图像复原技术 DSP 实现 .....	52
5.1 硬件需求分析 .....	52
5.2 硬件构架设计 .....	53
5.3 PCB 设计 .....	55
5.3.1 电路原理图设计 .....	55
5.3.2 PCB 设计 .....	56
5.4 程序设计以及软硬件调试 .....	56
5.4.1 硬件调试 .....	56
5.4.2 软件设计及调试 .....	57
5.5 硬件实现结果 .....	59
5.6 小结 .....	59
第六章 总结与展望 .....	61
参考文献 .....	63
攻读硕士学位期间取得的学术成果 .....	68
致谢 .....	69



# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景

大气是一种不稳定的随机介质，光波在大气中传播时，会受到分子吸收、大气气体和气溶胶散射、湍流扰动等影响。大气微小温度的变化将导致大气风速的随机变化，从而形成大气的湍流运动。大气温度的随机变化产生大气密度的随机变化，从而导致大气折射率的随机变化。这些变化的累积效应导致大气折射率的明显不均匀性，从而在湍流大气中传输光束的波前也将作随机起伏，由此引起光束抖动、强度起伏（闪烁）、光束扩展和像点抖动等一系列光传输的大气湍流效应<sup>[1]</sup>。

由于大气环境中的湍流无处不在，因此无论是天文观测、对地遥感还是地面远距离监视，成像系统的分辨力均受到大气湍流的影响而降低。在复杂的湍流环境中，成像系统采集的目标图像不仅亮度不均匀、模糊而且的严重畸变<sup>[2]</sup>。如不对湍流退化图像进行校正复原，就无法实现成像探测系统对图像中的有用信息进行有效的定位、提取及跟踪。然而从湍流退化图像中得到清晰的图像一直是一个公认的难题，也是国内外大量的专家学者一直想致力解决的问题。随着 CCD 相机性能的不断提高以及来自工业生产和国防领域的强烈应用需求，从大气湍流退化图像中得到清晰的图像显得越发迫切。

图像复原技术就是利用导致图像退化的先验知识，建立图像退化的数学模型，然后沿着图像退化的逆过程进行恢复，以获得清晰的图像，进而能够使我们正确理解图像蕴涵的信息<sup>[3]</sup>。随着计算机技术和微电子技术的发展，图像复原技术在处理大气湍流退化图像时也表现出了广阔的前景，且具有很大的发展潜力。

## 1.2 国内外研究现状

早期针对大气湍流退化图像的研究来主要在天文观测领域，由于大气中的湍流无处不在，而且时刻处于变化中，因此地面天文台的观测分辨力始终受到大气湍流的限制，来自军事和科研应用领域的对地遥感观测其分辨力同样因大气湍流的影响而受到限制。二十世纪后期以及二十一世纪，随着微电子技术的发展，基于 CCD、CMOS 传感器的图像采集系统在天文观测，对地遥感，长距离监视方面的得到了广泛应用，同时随着高性能计算机技术的发展也为图像处理技术提供了有力的工具。人们针对大气湍流退化图

像复原技术的研究已经有五十多年了，归纳起来可以分为三个方面：第一、针对大气湍流自身物理特性，以及对成像系统光路影响的研究。第二、针对大气湍流图像退化的点扩散函数数学模型的研究。第三、通用图像复原算法的研究，并将这些算法应用到大气湍流退化图像的复原过程中。

光学系统在湍流条件下的成像规律主要由光学传递函数来描述，在上世纪 60 年代 Fried, Hufnagel 等科学家就开始了相应的研究<sup>[4, 5]</sup>。在一般天文成像中，曝光时间常常超过几秒甚至几十秒，所以记录的是一个时间平均像，称之为“长曝光成像”对应的退化图像和传递函数分别称为长曝光大气湍流退化图像和长曝光传递函数<sup>[6]</sup>。当使用 0.01s-0.001s 甚至更短的曝光时间时，能“冻结”大气湍流在某个时间点上对成像的影响，消除时间平均效应。对应的退化图像和传递函数称为短曝光大气湍流退化图像和短曝光光学传递函数<sup>[6]</sup>。短曝光大气湍流退化图像主要表现为图像畸变和亮度不均匀，而长曝光大气湍流退化图像主要表现为模糊。本世纪 David H. Tofsted 等科学家对大气湍流及其数学模型重新进行了深入研究，尤其对短曝光图像退化过程进行更详细的分析<sup>[7]</sup>。

经过 50 多年的发展图像复原技术逐渐形成了一个比较完善的理论体系，其方法有多种，分类的方式也很多。按照处理域的不同可以分为：空间域算法、频率域算法、小波域算法和混合域算法。按照处理的帧数不同可以分为：单帧复原技术和序列（多帧）恢复技术。按照点扩散函数是否已知可以分为：直接解卷积、盲卷积和 Myopic 解卷积等。若点扩散函数完全已知，则图像复原问题简化为解卷积；若点扩散函数完全未知，则为盲卷积；若点扩散函数已知，但不够准确，则为 Myopic 解卷积<sup>[8]</sup>。按照算法的具体计算过程还可分为：迭代算法，非迭代算法。其中有很多算法已经用到的大气湍流退化图像的复原中，并取得了较好的复原效果，但仍然有很大的局限性。考虑到本文的应用背景，在此主要按迭代算法和非迭代类算法进行介绍。

迭代算法主要有 RL-IBD 算法、总体最小二乘算法，最大熵复原算法等<sup>[9, 10]</sup>。RL-IBD 是 RL 算法与 IBD 算法的结合，RL 算法是泊松噪声模型下的极大似然估计图像复原算法。IBD 是指对真实图像设定一个初值，算法将在空域和傅里叶频域之间交替执行，并分别添加已知的约束条件，直至收敛，Tsumuraya 将两者结合形成了 RL-IBD 算法，它继承了 IBD 计算简单的优点，兼顾了 RL 保持复原图像非负和能量守恒的特点。Biggs 等人还在此基础上对 RL-IBD 做了进一步的改进<sup>[11]</sup>。在总体最小二乘算法中首先用向量矩阵之间的乘法来表示点扩散函数与图像二维矩阵卷积的过程，然后调整向量矩阵乘法

表达中的未知量与常量，使其满足一般最小二乘法使用的形似要求，复原图像即为点扩散函数和退化图像之间的最小二乘解。贝叶斯框架在图像复原中的应用也非常广泛，在图像复原领域中扮演者重要的角色。首先，在视觉研究中 Helmholtz 认为，人类视觉系统所感觉到的就是对世界信息形态的最佳猜测<sup>[12]</sup>。从统计角度看，“最佳猜测”表现图像复原应该是一个贝叶斯推断过程，它包括两部分：数据模型和图像先验模型。图像复原就是利用退化图像估计理想图像，根据最佳猜测原理，即要求贝叶斯最大后验概率而得到的图像估计。

迭代类算法通过将图像退化过程假定成图像被噪声污染而降质，通过一定的约束条件并结合一定的优化算法最后通过迭代复原图像，该类算法最大的优点是不需要知道大气湍流退化的点扩散函数，但是该算法由于需要迭代因此计算耗时长，同时迭代是否收敛以及收敛速度如何存在不确定性，有时候甚至会得到相反的效果，该类算法主要针对退化后变得更模糊的图像，对畸变和光照不均匀的退化图像复原效果很差，且该类算法移植到硬件实时处理系统中的难度太大。

非迭代类算法主要介绍：基于 Lucky-Regain 技术的大气湍流退化图像复原算法、基于 Speckle Image 技术的大气湍流退化图像复原算法和基于大气湍流退化点扩散函数准确估计的 APEX 算法等。

基于 Lucky-Regain 技术的大气湍流退化图像复原算法由美国马里兰大学智能光学实验室的研究人员提出<sup>[13]</sup>。该算法的主要思想就是当相机和目标图像都静止的情况下，且成像系统获得的退化图像均为短曝光大气湍流退化图像，这样利用多张连续短曝光大气湍流退化图像进行融合，按照一定的规则提取每张图像中的清晰部分进行重组，即可得到复原后的清晰图像。轻度湍流退化条件下该算法有很好的复原效果，且所有运算均在空间域上进行，计算量小，已经用于视频图像处理。但该算法也有一些缺陷：首先其要求相机和拍摄目标之间不存在相对运动，其次如果图像序列所对应的场景中有部分运动的物体，使用该算法进行复原必然导致运动目标更模糊。该算法对高噪声污染和强湍流退化图像进行复原时效果一般，且相关文献显示目前要获得较好的复原效果大概需要 100 张短曝光大气湍流退化图像进行融合。

基于 Speckle Image 技术的大气湍流退化图像复原算法于 20 世纪 70 年代提出，当时主要用于天文图像复原，90 年代以后开始大量用于近地面大气湍流图像退化图像的恢复<sup>[14]</sup>。美国劳伦斯利弗莫尔国家实验室的研究人员对该算法在大气湍流退化复原方面有

非常深入的研究<sup>[15]</sup>,该算法主要依据图像空域畸变与频域相位变化之间存在一定的联系这一理论基础,针对短曝光大气湍流退化图像,估计出清晰图像的频谱和相位,然后通过傅里叶逆变换就能得到复原后的清晰图像,因此该算法主要包括两个方面:目标图像的功率谱估计和目标图像相位谱估计。功率谱估计时假设点扩散函数已知,对连续的  $N$  帧图像分别求功率谱,再计算点扩散函数的功率谱,对  $N$  帧图像的功率谱求和后取平均,然后除以点扩散函数的功率谱,这样就得到了目标图像功率谱的估计。估计相位谱的时候需要利用 Triple Correlation 相关的数学知识<sup>[16]</sup>,同时该部分的计算量很大,在估计某点的相位时需要用该点之前所有已经估计出来点的相位信息,随着图像尺寸增大,计算量成指数增长,虽然相关文献在相位估计计算量大的问题上提出了递归算法,但是计算量仍然很大,目前由于缺乏更高效的快速算法,因此该算法还不能应用在 DSP 硬件实时处理系统中<sup>[17]</sup>。

APEX 算法由美国数学家 Alfred S. Carasso 提出,它是一种将退化函数的辨识过程和图像复原过程分开处理的盲解卷积方法<sup>[18], 19]</sup>。该算法利用  $G$  类点扩散函数的辐射对称性,通过退化图像的频谱信息直接估计出图像退化的点扩散函数,然后进行图像复原。该算法在处理地基天文台因大气湍流而退化的图像方面取得了较好的应用效果,同时该算法在复原显微退化图像时也表现出了良好的性能。当处理大气湍流退化的自然图像时该算法的复原效果就不理想了,因为天文图像和显微图像背景都比较简单,而自然图像背景复杂纹理丰富,因此两类图像频谱特征差别大,直接导致 APEX 算法中简化模型在大气湍流退化的自然图像复原方面受到限制。同时该算法在针对大气湍流退化图像复原方面只能处理长曝光大气湍流退化图像。但是由于该算法不需要迭代,经过适当修改有移植的硬件实时处理系统中的潜力。

国内学者对大气湍流退化图像复原技术的研究虽然比起较晚,但已经取得了丰富的研究成果。中国科学院光电研究所在针对天文观测图像处理的自适应光学应用方面处于国内领先地位、中科院安徽光学精密机械研究所在大气湍流造成的波前畸变方面进行了大量研究,华中科技大学图像识别与人工智能研究所在红外、可见光退化图像复原算法方面进行了广泛的研究,北京理工大学则在大气湍流对雷达成像方面的影响研究比较深入,同时国内还有相当多的高校和研究机构也在该领域进行了一定尝试<sup>[20, 21, 22]</sup>。但是文献表明国内在该领域的研究更多的还处于算法研究验证阶段,离实际工程应用还有较大差距。



### 1.3 本文的研究内容

依据本课题的应用背景，本文的研究对象为大视场、远距离条件下拍摄的因大气湍流而退化的自然图像。本文首先研究了图像退化和复原的数学模型，然后调研了当前主流的大气湍流退化图像复原算法，分析了各自的优缺点。其次研究了大气湍流导致光学系统成像退化的物理过程和基本的数学关系，为大气湍流退化点扩散函数的建立奠定了一定的基础。随后针对大视场、远距离条件下拍摄的自然图像，本文通过数学模拟其退化过程，对比分析其频谱的变化规律，并得出了能用于点扩散函数估计的重要特征。利用这些特征本文提出了大视场、远距离条件下拍摄的清晰自然图像频谱的近似等腰三角形简化模型，并利用该模型结合退化图像的频谱信息估计出了大气湍流退化图像的点扩散函数，最后利用该点扩散函数复原出了清晰图像。本文还在基于DSP+FPGA的数字图像实时处理硬件系统方面进行了探究，并开发出了一套硬件系统，同时在该硬件系统中验证了本文提出的图像复原算法。

### 1.4 本文的组织结构

本文按如下的结构进行展开：

第一部分为绪论部分，主要介绍了本课题研究背景和意义以及国内外研究现状，并交代了本文的组织结构。

第二部分完成研究的前导工作，分析需求与研究的难点，找到比较切合需求的已有算法进行实现与测试，分析已有算法在应用中的优劣势。

第三部分在前导工作的基础上，分析了大量的自然图像的频谱特征，找出传统点扩散函数估计算法在本应用中的难点和关键问题，并提出符合本应用需求的新的点扩散函数估计算法，给出了设计思路与实现步骤。

第四部分介绍了大气湍流图像复原在MATLAB软件中的实验情况，详细说明了实验条件，给出了实验结果，设计了客观评价标准，并依据该标准分析了图像复原前后质量提高的程度，以证实本文算法的有效性。

第五部分介绍了本课题开发的硬件处理系统，详细介绍了系统电路原理图PCB以及软硬件调试的内容和关键点，最后给出了本文算法在硬件中的实现的结果。

第六部为全文总结，并针对现有研究仍存在的问题给出了改进建议，对后续工作情

况进行了一定的规划。

## 第二章 大气湍流退化图像复原技术

### 2.1 图像退化及复原数学模型概述

#### 2.1.1 图像退化的数学模型

图像退化是指在图像的获取传输过程中，由于成像系统、传输介质方面的原因，造成图像质量下降，典型的表现图像模糊、失真、含有噪声等等。

产生图像退化的原因有很多，常见的有以下几种：目标或者拍摄装置的移动造成的运动模糊；成像设备光学镜头的散焦模糊、广角畸变；大气湍流引起的图像退化；曝光时间太短引起拍摄装置捕获的光子太少引起的模糊；图像在成像、数字化、采集和处理过程引入的噪声等<sup>[23]</sup>。本文研究的图像退化主要针对大气湍流引起的图像降质。

图像退化过程可以被模型化为一个退化函数和一个加性噪声项作用输入图像  $f(x, y)$ ，产生一幅退化的图像  $g(x, y)$ ，其退化过程如图 1 所示：

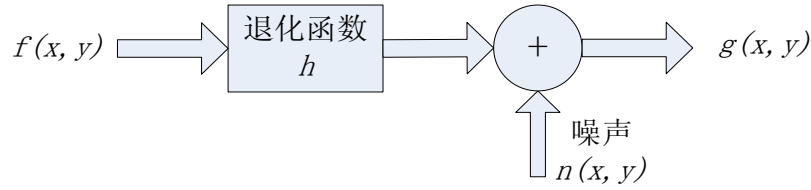


图 1 图像退化数学模型

若  $H$  是线性的，空间不变的过程，则退化图像在空域通过下式给出：

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (2.1)$$

其中， $h(x, y)$  是退化函数的空间表达式，符号“\*”表示卷积。空间域的卷积和频域的乘法组成了一个傅里叶变换对，所以可以用等价的频域表示来写出式(2.1)的模型：

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad (2.2)$$

其中，用大写字母表示的项是卷积方程式中相应项的傅里叶变换。退化函数  $H(u, v)$  称为光学传递函数(OTF)， $h(x, y)$  称为点扩散函数(PSF)。OTF 和 PSF 是一个傅里叶变换对。

图像处理过程中，图像均需要以数字离散函数表示，所以图像退化过程还可以用如下离散化形式表示<sup>[24]</sup>：

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta + n(x, y) \quad (2.3)$$

$f$  为原始图像， $h$  为点扩散函数， $n$  为加性噪声， $g$  为退化后的图像。将式中的  $f$ ， $h$ ， $n$ ，

$g$  按相同间隔采样, 产生相应的阵列  $[f(i,j)]_{AB}$ ,  $[h(i,j)]_{CD}$ ,  $[n(i,j)]_{AB}$ ,  $[g(i,j)]_{AB}$ , 然后将这些阵列补零增广得到大小为  $M \times N$  的周期延拓阵列, 为避免重叠误差, 这里  $M \geq A + C - 1$ ,  $N \geq B + D - 1$ 。由此, 当  $k = 0, 1, L, M - 1$ ;  $l = 0, 1, L, N - 1$  时即可得到二维离散化退化模型形式:

$$g(k, l) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) h(k - i, l - j) + n(k, l) \quad (2.4)$$

如果用矩阵运算表示, 则可写为:

$$g = Hf + n \quad (2.5)$$

其中,  $f$ ,  $g$ ,  $n$  为一个行堆叠形成的  $MN \times 1$  列向量,  $H$  为  $MN \times MN$  阶的块循环矩阵。

### 2.1.2 图像复原的数学模型

图像复原的目的是在预定的意义上改善给定的图像, 图像复原的过程是使用退化的先验知识试图重建或恢复图像。因此图像复原技术趋向于将图像退化的过程模型化, 然后利用退化模型的逆过程来恢复原图像。同时从上面介绍的图像退化模型可以看到, 若图像退化是一个正问题, 则图像复原过程是一个对应的反问题<sup>[25]</sup>。对此, 可以采用算符理论加以描述。假设函数  $f$  属于空间  $H_1$ , 函数  $g$  属于空间  $H_2$ , 寻找一个变换或者算法  $T$ , 对  $f$  进行  $T$  变换得到  $g$ , 即:

$$T\{f\} = g \quad (2.6)$$

图像复原问题就是找到一个逆变换, 使得:

$$T^{-1}\{g\} = f \quad (2.7)$$

给定  $g(x, y)$ 、一些关于退化函数  $H$  的知识以及一些关于加性噪声  $n(x, y)$  的知识, 复原的目的就是得到原图像的一个估计  $f^\wedge(x, y)$ 。要使这个估计尽可能地接近原始输入图像, 通常, 对  $H$  和  $n$  知道得越多,  $f^\wedge(x, y)$  就越接近  $f(x, y)$ 。最简单图像复原方法是用图像的傅里叶变换除以退化函数来计算原始图像的傅里叶变换估计  $F^\wedge(u, v)$ :

$$F^\wedge(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (2.8)$$

由于实际采集的图像都含有噪声, 因此上式(2.8)可以表示为:

$$F^\wedge(u, v) = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)} \quad (2.9)$$

式(2.9)即为“逆滤波”算法。同时也可以从上式看出即使知道图像退化的点扩散函数也不能准确地复原未退化的图像, 因为噪声  $N(u, v)$  是一个随机函数, 而它的傅里叶变换未

知。当图像退化点扩散函数是零，或者非常小的值时， $N(u, v)/H(u, v)$ 之比将是个很大的值，以至于掩盖 $F(u, v)$ ，导致复原的结果非常差。图像复原过程可归纳如下图：

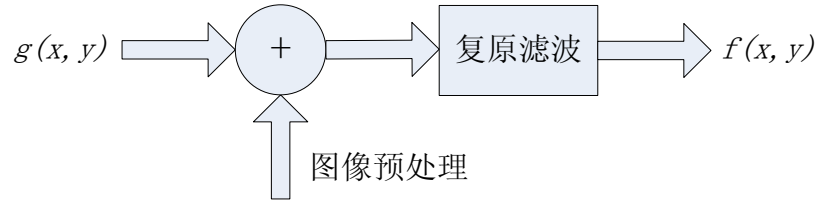


图 2 图像复原数学模型

首先对退化图像进行预处理，然后再依据图像退化的点扩散函数对处理后的退化图像进行复原。正是由于图像退化点扩散函数在实际图像退化过程中很难准确获得，同时图像噪声的复杂性导致图像复原技术有诸多技术难度。

## 2.2 大气湍流退化图像概述

### 2.2.1 大气湍流的基本物理特性

大气湍流是大气中的一种重要运动形式，它的存在使大气中的动量、热量、水气和污染物的垂直和水平交换作用明显增强，远大于分子运动的交换强度。大气湍流的存在同时对光波、声波和电磁波在大气中的传播产生一定的干扰作用。

大气湍流是大气中一种不规则的随机运动，湍流每一点上的压强、速度、温度等物理特性随机变化。大气湍流最常发生的 3 个区域是：大气底层的边界层内，对流云的云体内部，大气对流层上部的信风急流区内。大气湍流的发生需具备一定的动力学和热力学条件：其动力学条件是空气层中具有明显的风速切变；热力学条件是空气层必须具有一定的不稳定性，其中最有利的条件是上层空气温度低于下层的对流条件，在风速切变较强时，上层气温略高于下层，仍可能存在较弱的大气湍流。理论研究认为，大气湍流运动是由各种尺度的涡旋连续分布叠加而成。其中大尺度涡旋的能量来自平均运动的动量和浮力对流的能量；中间尺度的涡旋能量，则保持着从上一级大涡旋往下一级小涡旋传送能量的关系；在涡旋尺度更小的范围里，能量的损耗起到了主要的作用，因而湍流涡旋具有一定的最小尺度。在大气边界层内，可观测分析到最大尺度涡旋约为 1 千米到数百米；而最小尺度约为 1 毫米。即使最小的旋涡尺度也比分子大得多，因此湍流运动与分子的无规则运动很有大区别<sup>[26]</sup>。

由于大气湍流的干扰，大气成像光学系统的分辨力主要由通常小于光学系统入瞳的

湍流相干长度决定。所以一般情况下，大孔径望远系统长曝光像的角分辨率往往远低于光学系统的设计分辨率。此外，湍流造成的光闪烁严重限制了系统成像的信噪比。正由于大气湍流严重限制了各种湍流大气环境下工作的成像系统的分辨率和其他性能，各国学者在各种基金的资助下，在克服大气干扰重建畸变图像方面做了大量研究，其目的是补偿湍流扰动，使图像分辨率恢复到自由空间成像系统的成像质量<sup>[27, 28]</sup>。Hufnagel 和 Stanley 于上世纪 60 年代开始了大气湍流退化图像的数学模型研究，按照成像设备曝光时间与大气相干时间的长短关系大气湍流退化图像可分为：长曝光大气湍流退化图像和短曝光大气湍流退化图像。

### 2.2.2 长曝光大气湍流退化图像

当成像系统曝光时间超过几秒甚至几十秒，记录的是一个时间平均像，称之为长曝光大气湍流退化图像，大气长曝光光学传递函数 $\langle R_{LE}(v) \rangle$  (Long Exposure) 由下式给出<sup>[29, 30]</sup>：

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-\frac{1}{2}D_\phi(\lambda f v)\right] \quad (2.10)$$

由于波前相位空间结果函数为：

$$D_\phi(r) = 2.91(2\pi/\lambda)^2 r^{\frac{5}{3}} \int_0^L C_n^2(z) dz = 6.88(r/r_0)^{\frac{5}{3}} \quad (2.11)$$

$r_0$  为大气相干长度，把空间结构函数式(2-11)代入式(2-10)得：

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-57.4 f^{\frac{5}{3}} v^{\frac{5}{3}} \lambda^{-\frac{1}{3}} \int_0^L C_n^2(z) dz\right] \quad (2.12)$$

式(2.12)是基于折射率结构常数 $C_n^2$ 表达式的大气长曝光光学传递函数，式中 $f$ 是光学系统焦距，已知焦距 $f$ 、波长 $\lambda$ 和空间折射率结构常数 $C_n^2(z)$ ，即可以根据(2.12)计算出长曝光光学传递函数 $\langle R_{LE}(v) \rangle$ ，由于平面波在大气湍流中传播的大气相干长度 $r_0$ 定义为：

$$r_0 = [0.423 k^2 \int_0^L C_n^2(z) dz]^{-\frac{3}{5}} \quad (2.13)$$

其中 $k = 2\pi/\lambda$ 。把式(2.13)代入式(2.12)，得到基于大气相干长度 $r_0$ 表达的大气长曝光光学传递函数

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f v}{r_0}\right)^{\frac{5}{3}}\right] \quad (2.14)$$

式(2.14)的形式比(2.13)更简洁，也更适用。根据成像系统焦距 $f$ ，成像系统波长 $\lambda$ ，和大气相干长度 $r_0$ 的测量值，即可计算大气长曝光光学传递函数 $\langle R_{LE}(v) \rangle$ 。将 $v =$

$\sqrt{v_u^2 + v_v^2}$ 代入式(2.14)中得到:

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{r_0}\right)^{\frac{5}{3}}\right] \quad (2.15)$$

进一步变形可得到:

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f}{r_0}\right)^{\frac{5}{6}} (v_u^2 + v_v^2)^{\frac{5}{6}}\right] \quad (2.16)$$

令 $\alpha = 3.44 \left(\frac{\lambda f}{r_0}\right)^{\frac{5}{6}}$ ,  $\beta = \frac{5}{6}$ 得到简化后的长曝光大气湍流光学传递函数

$$H(v_u, v_v) = e^{-\alpha(v_u^2 + v_v^2)^\beta} \quad (2.17)$$

从上式(2.17)可以看出长曝光大气湍流光学传递函数是服从高斯分布的,  $\beta$ 是长曝光大气湍流光学传递函数所对应的参数,  $\alpha$ 的值则由大气湍流强度等环境条件决定。

### 2.2.3 短曝光大气湍流退化图像

当使用 0.01s-0.001s 甚至更短的曝光时间来“冻结”大气的非均匀性和随机性导致的瞬时波前畸变, 以消除任何时间平均效应时, 所获得的图像即为短曝光大气湍流退化图像。根据 Fried 的推导, 大气短曝光光学传递函数 $\langle R_{SE}(v) \rangle$  (Short Exposure) 定义为<sup>[31]</sup> :

$$\langle R_{SE}(v) \rangle = \exp\left[-\frac{1}{2} D_\phi(\lambda f v) + \frac{1}{2} \times 6.88 \cdot l \cdot \left(\frac{\lambda f v}{r_0}\right)^{\frac{5}{3}} \left(\frac{\lambda f v}{r_0}\right)^{\frac{1}{3}}\right] \quad (2.18)$$

把相位空间结构函数式(2.11)和式(2.14)代入式(2.18), 整理得:

$$\langle R_{SE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f v}{r_0}\right)^{\frac{5}{3}} \left[1 - l \cdot \left(\frac{\lambda f v}{D_0}\right)^{\frac{1}{3}}\right]\right] \quad (2.19)$$

将 $v = \sqrt{v_u^2 + v_v^2}$ 代入上式得到:

$$\langle R_{SE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{r_0}\right)^{\frac{5}{3}} \left[1 - l \cdot \left(\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{D_0}\right)^{\frac{1}{3}}\right]\right] \quad (2.20)$$

其中 $D_0$ 为光学系统的直径,  $r_0$ 为大气相干长度, 进一步变形式(2.20)得到:

$$\langle R_{LE}(v) \rangle = \exp\left[-3.44 \left(\frac{\lambda f}{r_0}\right)^{\frac{5}{6}} (v_u^2 + v_v^2)^{\frac{5}{6}} \left[1 - l \cdot \left(\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{D_0}\right)^{\frac{1}{3}}\right]\right] \quad (2.21)$$

令 $\alpha = 3.44 \left(\frac{\lambda f}{r_0}\right)^{\frac{5}{6}}$ ,  $\beta = \frac{5}{6}$ 的得化简后的短曝光光学传递函数为:

$$H(v_u, v_v) = e^{-\alpha(v_u^2 + v_v^2)^\beta \left[1 - l \cdot \left(\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{D_0}\right)^{\frac{1}{3}}\right]} \quad (2.22)$$

对比式(2.17)和式(2.22), 可以发现长曝光大气湍流光学传递函数和短曝光大气湍流光学

传递函数的区别在与 $[1 - l \cdot (\frac{\lambda f \sqrt{v_u^2 + v_v^2}}{D_0})]^{\frac{1}{3}}$ 项，其中在相位为主的“近场”传播短曝光中 $l=1$ ；在振幅和相位效应等同的“远场”传播短曝光中 $l=1/2$ ，当 $l=0$ 时，短曝光光学传递函数表达式退化为长曝光光学传递函数，在近场和远场情况下 $l$ 值的不同只不过是下述事实的反映：在近场情况下全部模糊来自相位效应；在远场情况下，只有一半模糊来自相位效应，而另一半来自振幅效应，而且短曝光光学传递函数不再具有规则的高斯分布的特性，其形式不仅取决于大气湍流的强度还与光学系统的口径有关，其统计规律更复杂。



A 短曝光大气湍流退化图图像



B 长曝光大气湍流退化图像

图 3 短曝光与长曝光大气湍流退化图像

图 3 为实际大气湍流退化图像，通过该图能直观的看出短曝光大气湍流退化图像和长曝光大气湍流退化图像之间的退化特征。A 图为短曝光大气湍流退化图像：图像整体上还有一定的锐度，从图像中桥的栏杆可以发现存在严重的锯齿形畸变，同时有些部位存在光照不均匀的现象。B 图为长曝光大气湍流退化图像：该图像整体上模糊一片，锐度很低。但是两者之间存在一定的联系，即多张短曝光大气湍流退化图像求和后取平均得到退化图像就等效于长曝光大气湍流退化图像<sup>[32]</sup>。



## 2.3 主流大气湍流退化图像复原算法

### 2.3.1 RL-IBD 算法

RL (Richardson-Lucy) 算法是在上世纪 70 年代由 Richardson 和 Lucy 分别在光学图像处理 and 天文学图像处理领域独立得到的。之后, Shepp 和 Vardi 从贝叶斯统计的角度对该算法进行了严格的推导。White 在 1994 年提出了阻尼 R-L 算法, 这种方法能有效地抑制噪声, 并防止噪声的放大<sup>[33]</sup>。1997 年, Biggs 和 Andrews 用矢量外插的方法研究了 R-L 算法的加速问题<sup>[34]</sup>。这个方法不需要优化目标函数或进行线性搜索, 因而其实现简单、运算速度快, 成为这方面的经典算法<sup>[35, 36]</sup>。

根据 Richardson 和 Lucy 的推导, RL 算法的原始迭代公式为:

$$f^{\wedge}_{k+1}(x, y) = f^{\wedge}_k(x, y) \frac{\iint \frac{g(x, y)}{r_k(x, y)} h(x, y) dx dy}{\iint h(x, y) dx dy} \quad (2.23)$$

式中,  $f^{\wedge}_k(x, y)$  是对  $f(x, y)$  进行第  $K$  次迭代后的估计值,  $g(x, y)$  为退化图像,  $h(x, y)$  为点扩散函数;  $r_k(x, y)$  是根据  $f^{\wedge}_k(x, y)$  利用下式进行计算获得的模糊图像, 其表达式如下:

$$r_k(x, y) = \iint f^{\wedge}_k(x, y) h(x, y) dx dy \quad (2.24)$$

如果成像系统具有平移不变性, 在离散情况下 RL 迭代位置  $[i, j]$  上可以表示为如下形式:

$$f^{\wedge}_{k+1} = \frac{1}{\sum h} f^{\wedge}_k \cdot h \circ \left( \frac{g}{h * f^{\wedge}_k} \right) \quad (2.25)$$

式中,  $\cdot$ 、 $\circ$ 、 $*$  分别表示点乘, 相关及卷积运算。假设  $\sum h = 1$  对于点扩散函数进行归一化处理, 式(2.25)可以简化为:

$$f^{\wedge}_{k+1} = f^{\wedge}_k \cdot h \circ \left( \frac{g}{h * f^{\wedge}_k} \right) \quad (2.26)$$

在应用 RL 算法时, 为了提高计算效率, 对空间域表示的 RL 算法中涉及的所有卷积操作和相关操作都在频域进行, 则 RL 迭代解卷积公式在频域可以表示为

$$f^{\wedge}_{k+1} = f^{\wedge}_k \cdot F^{-1} [H^* F \left( \frac{g}{F^{-1}(H F^{\wedge}_k)} \right)] \quad (2.27)$$

式中  $F$ 、 $F^{-1}$  分别为 FFT 变换和 IFFT 变换;  $F^{\wedge}_k$  和  $H$  分别为  $f^{\wedge}_k$  和  $h$  的 FFT, 其中对  $h$  进行了补零, 使其与  $f^{\wedge}_k$  既有相同的尺寸; 上标 “\*” 为复共轭。对图像复原问题来说, RL 算法有两条十分重要的性质: 非负性。如果观测图像  $g(x, y)$ , 图像的第  $K$  次迭代解  $f^{\wedge}_k$  及点扩散函数  $h$  都是非负的, 则其第  $K+1$  此估计必然非负, 该性质确保迭代过程中解

始终非负，能量守恒。

IBD 算法 (Iterative Blind Deconvolution, 迭代盲解卷积), 最早由 Avers 和 Dainty 提出, 它不需要点扩散函数和原始图像的先验知识, 以快速傅里叶变换为基础。IBD 算法可以简单概括为: 对真实图像设定初值 (随机或不随机) 后, 算法将在空间域和傅里叶域之间交替进行, 并分别限以已知的约束条件, 直至收敛<sup>[37]</sup>。IBD 算法有很多种实现方法, 各种方法的不同之处在与对频域和空域的约束不同。空间域的约束主要指的是对真实图像或点扩散函数的假设及先验知识; 频域的约束主要指的是  $F(u, v)$  和  $H(u, v)$  之间的变换关系。通常可以通过将目标支持域内的负像素置为零, 将支持域外的像素置为背景灰度值, 来满足图像空间域的约束条件; 将点扩散函数支持域内的负系数置为零, 来满足点扩散函数空间域的约束条件。傅里叶频率域的约束规则是通过目标和点扩散函数频率域交替迭代估计来实现的。

Ayers 和 Dainty 的频域算法由的逆滤波经过一定的修改得到的。后来 B.L.K.Davey 和 R.G.Lane 等对算法进行了修正使得傅里叶变换 IBD 算法变得更加合理<sup>[38]</sup>。修正后的频域估计计算公式如下:

$$\tilde{F}_k(u, v) = \frac{G(u, v)H_{k-1}^\wedge(u, v)}{|H_{k-1}^\wedge(u, v)|^2 + \frac{\alpha}{|F_{k-1}^\wedge(u, v)|^2}} \quad (2.28)$$

$$\tilde{H}_k(u, v) = \frac{G(u, v)F_{k-1}^\wedge(u, v)}{|F_{k-1}^\wedge(u, v)|^2 + \frac{\alpha}{|H_{k-1}^\wedge(u, v)|^2}} \quad (2.29)$$

式中参数  $\alpha$  为加性噪声的能量, 由退化图像噪声污染的先验知识来决定。为了得到比较满意的恢复结果, 需要仔细选择这个参数值。

为了从观测获取的退化图像  $g$  中复原出图像  $f$  的信息, 在前面的 RL 算法讨论中都假设图像的点扩散函数是已知的, 那么就可以直接将 RL 算法应用于图像复原过程中。但实际上, 通常对系统的点扩散函数知道得并不完全或者根本就不知道, 因而在实际应用中忙解卷积技术更为恰当。正是基于这种思想, Tsumuraya 结合 RL 算法和 IBD 算法二者的长处, 将 RL 算法引入到 IBD 算法中, 提出了基于 RL 迭代的 IBD 算法, RL-IBD 吸收了 IDB 计算简单的优点, 兼顾了 RL 保持图像非负及能量守恒的特点。RL-IBD 算法的实施步骤如下:

Step1 初始化:  $f_0^\wedge = g$ , 设定参数 MaxIterations 等。

Step2 计算:

(1) 计算图像的自相关系数;  $R_{gg} = g \circ g$

(2) 计算点扩散函数的初始估计值,

$$h^{\wedge}_0 = R_{gg} - \min(R_{gg}) + \varepsilon(\max(R_{gg}) - \min(R_{gg})) \quad (2.30)$$

(3) 对  $h^{\wedge}_0$  进行归一化,  $h^{\wedge}_0 = \frac{h^{\wedge}_0}{\sum h^{\wedge}_0}$

Step3 迭代计算:  $k=1, 2, \dots, N$  (最大迭代次数设定值)

$$(1) h^{\wedge}_{k+1} = h^{\wedge}_k \cdot f^{\wedge}_k \circ \left( \frac{g}{h^{\wedge}_k * f^{\wedge}_k} \right) \quad (2.31)$$

$$(2) f^{\wedge}_{k+1} = f^{\wedge}_k \cdot h^{\wedge}_{k+1} \circ \left( \frac{g}{h^{\wedge}_{k+1} * f^{\wedge}_k} \right) \quad (2.32)$$

(3)  $k = k + 1$ , 返回 (1)。

Step4 结束: 循环直到算法收敛, 输出图像估计  $f^{\wedge}_{k+1}(x, y)$ , 结束算法。

RL-IBD 算法虽然吸收了 RL 算法和 IBD 算法二者的长处, 但也没有解决好点扩散函数约束问题, 针对这些问题相关研究人员提出了一些改进方案: 获取目标图像的可靠空间支持域, 以加快算法收敛速度; 动态更新点扩散函数空间支持域; 在点扩散函数频率域引入带宽有限约束来提高算法的可靠性; 自动计算迭代收敛非对称因子, 提高算法的自适应性等。由于该类算法在运算的过程中存在迭代, 因此不合适应用到实时处理系统中。

### 2.3.2 Lucky Region 算法

Lucky Region 算法主要针对短曝光大气湍流退化图像, 通过连续多帧图像的融合来补偿大气湍流引起的图像畸变以得到复原后的清晰图像。

如前文中分析, 短曝光大气湍流退化图像主要表现为图像畸变, 抖动和光照不均匀, 图像自身有一定的锐度, 整体上不模糊, 又因为湍流的随机性, 这样连续多帧图像之间畸变的大小及畸变的位置都是独立的, 因此连续多帧短曝光大气湍流退化图像之间存在互补性。图像融合技术已经广泛成熟地应用于多传感器、多光谱图像的处理, 以提高图像的清晰度和分辨率。采用图像融合提取每一张图像中的清晰部分然后重组成一张清晰的图像, 从图像理论上具有一定的可能性。Lucky Region 图像融合技术作为一种新的大气湍流退化图像复原算法正是基于这种思想, 其通过引入图像质量矩阵, 在一组短曝光大气湍流退化视频流里面选择出质量较好的图像提取其中清晰部分进行融合, 输入的图



$M(r, t)$ 和 $M_F(r, t)$ 分别代表了退化图像 $F(r, t)$ 和融合图像 $F_F(r, t)$ 的 IQM, 增益 $\Delta(r, t)$ 用于控制图像融合过程中 Lucky Region 区域的权重。通过上式对 $\Delta(r, t)$ 的控制, 即能保证在图像融合过程中图像质量好的部分被用于融合并保留下来。

Lucky Region 图像融合算法的实施: 有  $N$  张连续短曝光大气湍流退化图像, 则其融合过程可用如下递推关系式表达:

$$f_F^{n+1}(r) = [1 - \Delta^n(r)]f_F^n(r) + \Delta^n(r)f^n(r) \quad (2.37)$$

式中 $\Delta^n(r)$ 表示第  $n$  次融合时的各项异性增益, 融合前需要设置初始值 $f_F^0(r)$ , 可以将其设置成多幅待融合图像的平均值。然而高斯核 $\alpha$ 值的选择非常重要, 如果 $\alpha$ 的值选的比较 大, 那么融合的时候算法将在每张图像中提取更多的信息进行融合, 但是这样的缺点是图像融合后的锐度变差。如果 $\alpha$ 值选择得比较小, 那么融合后的图像锐度较好, 但是在图像边缘处会出现“边界重影”, 一般情况下 $\alpha$ 的值可以通过试凑来确定。

为了让该算法能自适应的完成 $\alpha$ 的选择, 实现真正的实时处理视频流, 相关文献对其做了两项改进<sup>[39]</sup>: (1) 在图像融合的过程中计算每张图像的边界矩阵 $\Gamma$ , 并将其应用到融合过程中。(2) 依据一定的实验模型再结合边界矩阵计算每次融合时对应的 $\alpha$ 。

通过上面的分析介绍, Lucky Region 算法所有计算都在空域进行, 因此计算负荷不大, 而且可以通过递推的方式以及自动选择融合核尺寸实现实时处理图像。但是不难发现该算法的局限性很大: 首先, 该算法只能针对相机和景物都静止的情况下拍摄的图像。其次, 该算法在选择 Lucky Region 区域时只采用了图像梯度和边缘信息作为参考, 如果图像中噪声严重, 那么该算法就不能有效的提取 Lucky Region 区域, 其针对短曝光大湍流退化图像的复原效果就不明显了, 如图 5 中 A 为噪声严重污染的大气湍流退化图像, B 为 Lucky Region 算法的复原结果, 对比发现复原效果并不明显。再次, 相机采集的大气湍流退化图像存在严重畸变和光照不均匀时, 该算法的复原效果也有限, 如图 5 中 C 和 D。最后, 该算法并不是依据大气湍流退化物理过程和图像退化的点扩散函数, 因此从复原原理上并没有抓住图像退化的本质。

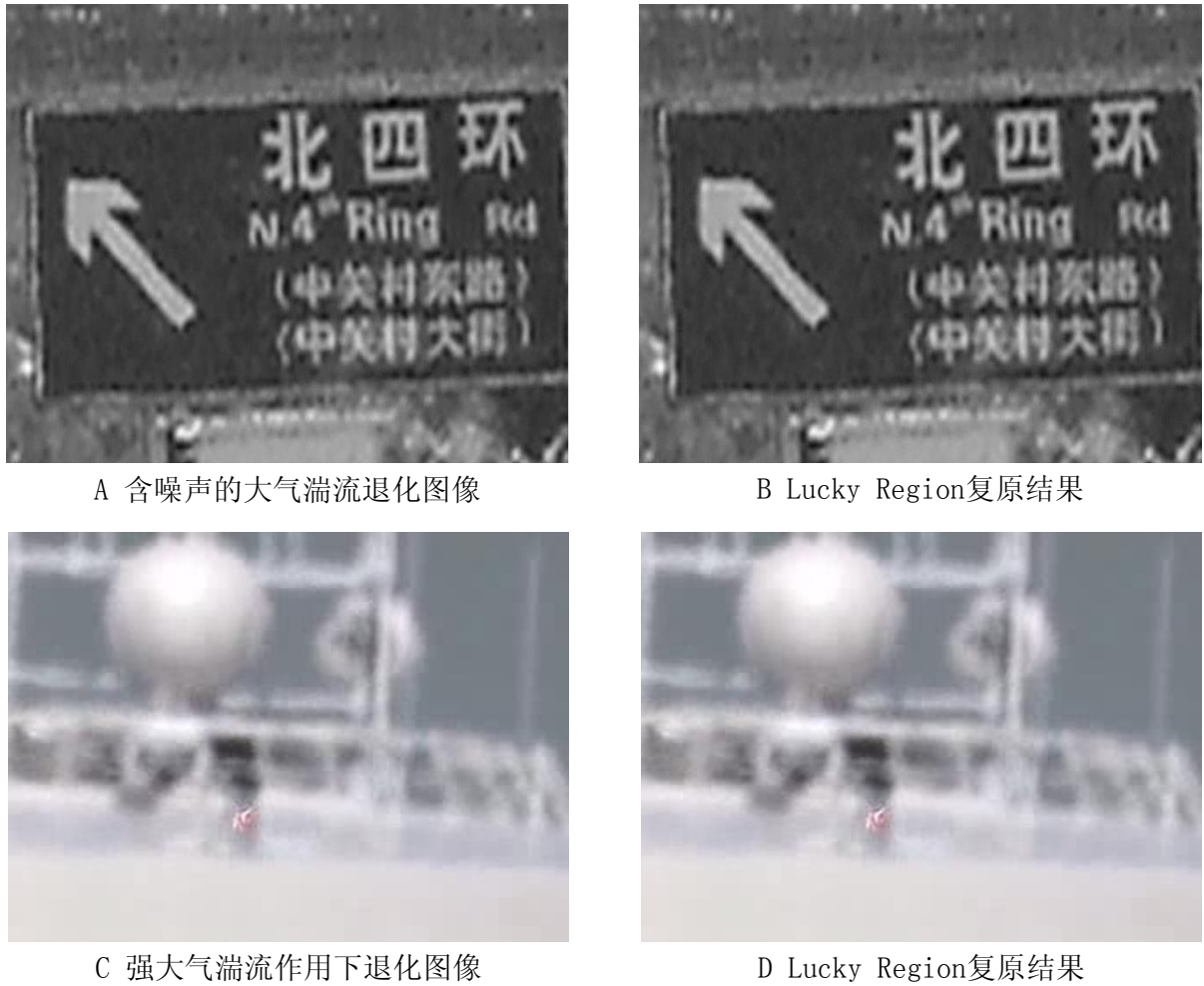


图 5 高噪声、强湍流作用退化图像其 Lucky Region 复原效果图

### 2.3.3 Speckle Image 算法

Speckle Image 技术是通过图像序列来获得具有衍射极限的真实图像的估计。由于图像的畸变反映到频域会引起傅里叶相位的变化，通过分别估计目标图像的傅里叶频谱和相位得到目标图像傅里叶变换的估计，然后通过傅里叶逆变换得到复原图像<sup>[40, 41]</sup>。图 6 即为 Speckle Image 技术用于复原大气湍流退化图像的流程。

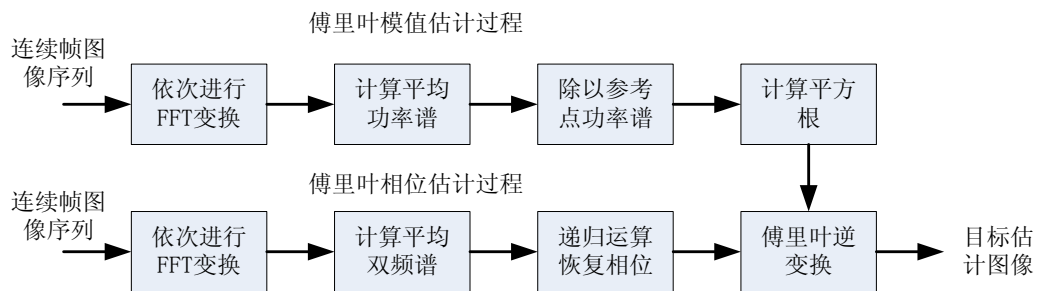


图 6 Speckle Image 算法复原图像的流程

傅里叶频谱估计:

在不考虑图像噪声的情况下,退化图像 $g(x, y)$ 可表示为原始图像 $f(x, y)$ 与点扩散函数 $h(x, y)$ 的卷积:

$$g_n(x, y) = h_n(x, y) * f(x, y) \quad (2.38)$$

下标 $n$ 表示第 $n$ 帧图像的退化过程,将上述表达式转换到频域得到:

$$G_n(u, v) = H_n(u, v) \cdot F(u, v) \quad (2.39)$$

$(u, v)$ 是图像频域空间坐标。在估计原始图像傅里叶频谱时首先对 $N$ 张退化图像进行傅里叶变换,并计算每张图像傅里叶变换的模值,然后求和取均值,即表达式 $\langle |g_n(u, v)|^2 \rangle$ 。 $\langle |h_n(u, v)|^2 \rangle$ 是 $N$ 张退化图像其点扩散函数频谱求和后再取平均,由于其非负,且可以由目标附近的一个点源测量。通过将平均功率谱除以参考点扩散函数功率谱得到目标图像的傅里叶功率谱的估计 $|f(u, v)|_{est}$ 。

$$|f(u, v)|_{est} = \left[ \frac{\langle |g_n(u, v)|^2 \rangle}{\langle |h_n(u, v)|^2 \rangle} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.40)$$

傅里叶相位估计:

双频谱技术通常用于估计傅里叶相位,其定义如下:

$$G_B(u, v) \equiv G(u)G(v)G(-u - v) \quad (2.41)$$

其中 $(u, v)$ 表示空间频率坐标系。对于图像数据而言,其双频谱是一个四维量,将式(2.41)写成双频谱的形式得到:

$$G_{B,n}(u, v) = H_n(u)H_n(v)H_n(-u - v) \times F(u)F(v)F^*(u + v) \quad (2.42)$$

在上述表达式的最后一项当中利用了一个事实,即纯实数的傅里叶变换具有 Hermitian 对称,即 $[F(-u) = F^*(u)]$ 。对 $n$ 张退化图像的双频谱求和后再取平均得到:

$$\langle G_{B,n}(u, v) \rangle_n = \langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n F(u)F(v)F^*(u + v) \quad (2.43)$$

其中“ $\langle \rangle_n$ ”算子表示求和后再取平均运算。由于上式是用功率谱表示的,因此 $\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n$ 非零,上式可转换为:

$$F^*(u + v) = \frac{\langle G_{B,n}(u, v) \rangle_n}{\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n F(u)F(v)} \quad (2.44)$$

如果只考察上式的相位信息,可以得到:

$$\arg\{F(u + v)\} = \arg\{F(u)\} + \arg\{F(v)\} - \arg\{\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n\} + \arg\{\langle G_{B,n}(u, v) \rangle_n\} \quad (2.45)$$

$H_n(u, v)$ 可以利用参考点进行测量,  $\arg\{\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n\}$ 可以通过求和取平均获得, 由于长曝光大气湍流退化点扩散函数是服从高斯分布的, 因此 $\arg\{\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n\}=0$ , 上式可以进一步转化为:

$$\arg\{F(u+v)\} = \arg\{F(u)\} + \arg\{F(v)\} - \arg\{\langle H_{B,n}(u, v) \rangle_n\} \quad (2.46)$$

从上式(2.46)式可以看出, 想要得到 $\arg\{F(u+v)\}$ 的估计值, 需要得到 $\arg\{F(u)\}$ 和 $\arg\{F(v)\}$ 的估计值。此外在给定的 $(u+v)$ 值的情况下  $u$  和  $v$  的值有很多组合方式。下面进一步讨论在这个计算过程中的组合与平均。

因为在计算过程中只处理相位, 因此采用单位向量计算将更加方便。为此引入表达式:

$$F^\wedge(u) = \frac{F(u)}{|F(u)|} = \exp[i \arg\{F(u)\}] \quad (2.47)$$

引入一个新的表达式表示双频谱求和平均:

$$\zeta_B(u, v) = \langle F_{B,n}(u, v) \rangle_n \quad (2.48)$$

方程(2.46)可以重新表达成如下形式:

$$f^\wedge(r) = f^\wedge(u)f^\wedge(r-u)\zeta_B^*(u, r-u) \quad (2.49)$$

假设一个给定的位置向量  $r$ , 以及 $f^\wedge(w)$ 的所有值, 其中 $|w| < |r|$ 。 $f^\wedge(r)$ 的边界条件提供的计算的起始点。因此在计算 $f^\wedge(r)$ 的平均值的过程中可让所有  $u$  的值都被限制在和  $r$  同一个象限内, 如 $|u| < |r|$  (因为 $|r-u|$ 也小于 $|r|$ )。由双频谱的对称性有:

$$\zeta_B(u, r-u) = \zeta_B(r-u, u) \quad (2.50)$$

必须限定一个元素  $u$ ,  $u_i$ 的范围是 $[0, r_i/2]$  (其中  $i=1$  或者  $2$ ,  $u_1, u_2, r_1, r_2$ 分别是向量  $u$  和  $r$  的元素)。为了减少计算量, 当 $r_i$ 为偶数时 $r_i/2 - 1$ , 当 $r_i$ 为奇数是为 $(r_i - 1)/2$ , 同样的限制也适用于坐标  $u$ 。最后得到 $F^\wedge(r)$ 的平均估计:

$$\langle F^\wedge(r) \rangle_{est} = \frac{\sum_{u_2=0}^{r_2/2} \sum_{\substack{u_1=0 \\ u \neq 0}}^{r_1/2} F^\wedge(u) F^\wedge(r-u) \zeta_B^*(u, r-u)}{\left[ \sum_{u_2=0}^{r_2/2} \sum_{\substack{u_1=0 \\ u \neq 0}}^{r_1/2} F^\wedge(u) F^\wedge(r-u) \zeta_B^*(u, r-u) \right]} \quad (2.51)$$

$$F^\wedge(0,0) = 1 \quad (2.52)$$

$$F^\wedge(1,0) = F^\wedge(0,1) = 1 \quad (2.53)$$

其中 $\langle \rangle_{est}$ 表示对所有可能的非冗余双频谱估计进行求平均, 其中按式(2.52)和(2.53)给

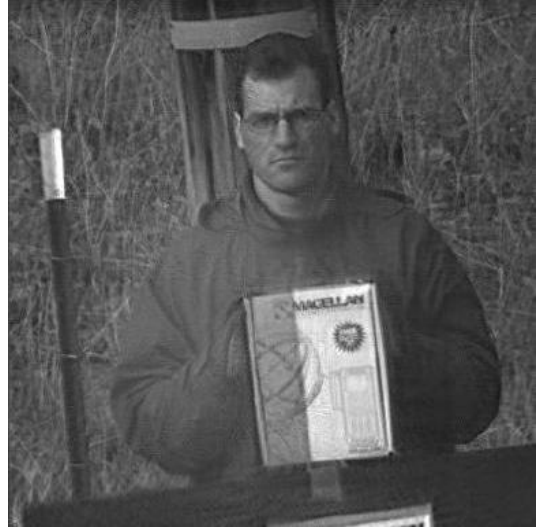


定边界条件开始计算。最后原始图像的傅里叶变换由下式计算：

$$F(r)_{est} = |F(r)|_{est} \langle F^\wedge(r) \rangle_{est} = \left[ \frac{\langle |g_n(u,v)|^2 \rangle}{\langle |h_n(u,v)|^2 \rangle} \right]^{\frac{1}{2}} \cdot \frac{\sum_{u_2=0}^{r_2-1} \sum_{\substack{u_1=0 \\ u \neq 0}}^{r_1/2-1} F^\wedge(u) F^\wedge(r-u) \zeta_B^*(u, r-u)}{\left[ \sum_{u_2=0}^{r_2-1} \sum_{\substack{u_1=0 \\ u \neq 0}}^{r_1/2-1} F^\wedge(u) F^\wedge(r-u) \zeta_B^*(u, r-u) \right]} \quad (2.54)$$



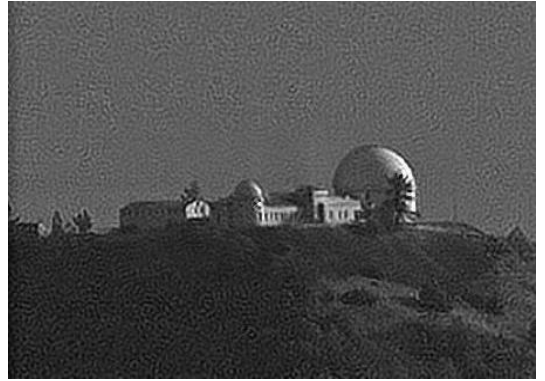
A 大气湍流退化图像（人）



B SpeckleImage复原图图像（人）



C 大气湍流退化图像（天文台）



D 大气湍流退化图像（天文台）

图 7 Speckle Image 算法复原效果

通过图 7 可以看出该算法有非常好的复原效果，在处理短曝光大气湍流退化图像方面有较强的优势，但是该算法在估计清晰图像的傅里叶相位时由于采用的是足像素点依次估计，且在计算的过程中当前点的相位与之前所有已经估计出来的像素点相位都相关，因此随着图像尺寸的增大其估计相位时的计算量成指数增长，其算法负荷太大<sup>[42]</sup>。在 3.10GHZ i3-2100 CPU 3GB 内存的计算机中按照递归调用的方式来估计傅里叶相位，128×128 的图像需要计算 1 分钟，425×425 的图像需要计算 25 分钟。该算法由于其计算负荷重，要在当前主流 DSP（Digital Signal Processor）芯片中编程实现实时处理还有

很大的难度。

### 2.3.4 APEX 算法

APEX 算法由美国数学家 Alfred S. Carasso 提出，它是一种将图像退化点扩散函数辨识和图像复原两个过程分开来的直接解卷积方法，该方法不需要迭代<sup>[43]</sup>。

在某些应用中，多个电子光学设备也可能一起通过一个失真媒介，在这种情况下，总的点扩散函数是各个单独点扩散函数的卷积，其频域形式表示如下：

$$H(u, v) = e^{-\sum_{i=1}^j \alpha_i (u^2 + v^2)^{\beta_i}}, \quad \alpha_i > 0, 0 < \beta_i \leq 1 \quad (2.55)$$

G 类点扩散函数就是所有傅里叶变换满足式(2.55)的点扩散函数。通过适当选择参数  $\alpha_i$ 、 $\beta_i$  和  $j$ ，式(2.55)给出的一般函数形式能够符合一大类经验光学传递函数。 $\beta=1$  时对应着高斯密度， $\beta=5/6$  对应着长曝光大气湍流模糊， $\beta=1/2$  对应着 Lorentzian 密度函数。

APEX 方法是通过对退化图像  $g(x, y)$  进行适当的一维傅里叶分析来辨识 G 类点扩散函数的参数，然后获得图像退化的点扩散函数，并将其用于图像复原<sup>[44]</sup>。对于确定点扩散函数参数的方法，APEX 算法充分利用图像的频谱信息特征，并将其转化为简单的一维分析，其具体过程如下：

大气湍流退化图像的退化过程可表示为：

$$g(x, y) = h(x, y) * f_e(x, y) + n(x, y) \quad (2.56)$$

其中\*为卷积， $g(x, y)$ 为退化图像， $h(x, y)$ 为待估计的点扩散函数， $f_e(x, y)$ 为待估计的原始图像（清晰图像）， $n(x, y)$ 为加性噪声。式(2.56)的频域表达式为：

$$G(u, v) = H(u, v) \cdot F_e(u, v) + N(u, v) \quad (2.57)$$

为了研究方便，先将式(2.57)中各分量取模，然后归一化。由于  $H(u, v)$  是一个概率分布函数，因此可在式(2.57)两边同除以  $\max(|G(u, v)|)$  进行归一化，得到表达式：

$$|G'(u, v)| = |H(u, v)| \cdot |F_e'(u, v)| + |N'(u, v)| \quad (2.58)$$

在此假定噪声  $n(x, y)$  满足：

$$\iint_{R^2} |n(x, y)| dx dy \ll \iint_{R^2} f_e(x, y) dx dy = \sigma > 0 \quad (2.59)$$

因此有：

$$|N'(u, v)| \ll 1 \quad (2.60)$$

所以得到：

$$e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta} \cdot |F'_e(u, v)| \gg |N'(u, v)| \quad (2.61)$$

方程(2-58)可近似表达成：

$$|G'(u, v)| \approx |H(u, v)| \cdot |F'_e(u, v)| \quad (2.62)$$

取点扩散函数为 $H(u, v) = e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta}$  (2.62)式两边取自然对数：

$$\ln|G'(u, v)| \approx -\alpha(u^2 + v^2)^\beta + \ln|F'_e(u, v)| \quad (2.63)$$

由于 G 类点扩散函数具有高斯分布的特征，因此具有辐射对称性，仅考虑任意一条经过傅里叶平面原点的单线就可以反映整个图像频域信息特征。选择直线 $u = 0$ ，有：

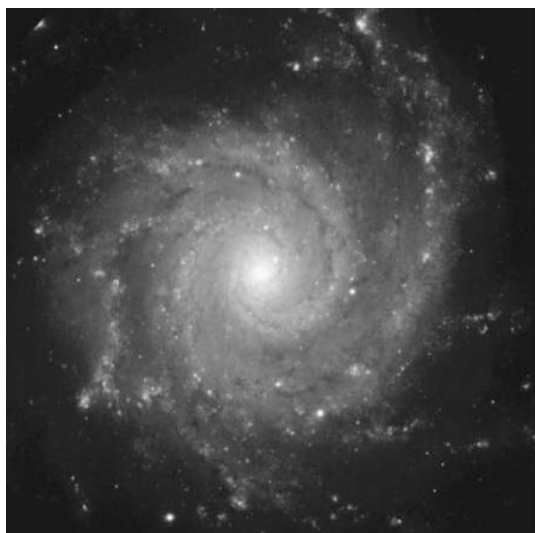
$$\ln|G'(0, v)| \approx -\alpha(v^2)^\beta + \ln|F'_e(0, v)| \quad (2.64)$$

要得到参数 $\alpha$ 和 $\beta$ ， $f_e(x, y)$ 的一些先验知识是必不可少的。但是实际中，要得到这些先验知识是非常困难的，APEX 方法就是在没有 $\ln|F'_e(0, v)|$ 先验知识的情况下，辨识出一个有效的点扩散函数。APEX 算法将 $\ln|F'_e(0, v)|$ 用一个常数 $-A$ 代替。对于任意 $A > 0$ ，由于曲线 $u(v) \approx -\alpha|v|^{2\beta} - A$ 的峰值为 $-A$ ，而 $u = 0$ 时有 $F'_e(u, 0) = 0$ ，因此在 $u = 0$ 附近近似：

$$\ln|G'(0, v)| \approx -\alpha|v|^{2\beta} - A \quad (2.65)$$

是有效的。选择一个 $A > 0$ ，利用线性或者非线性最小二乘法在 $|u| < \omega$ 区间上对 $\ln|G'(0, v)|$ 用 $u(v) = -\alpha|v|^{2\beta} - A$ 进行拟合，就可得到参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 的值，并最终得到图像退化点扩散函数。之后就可以通过图像复原得到清晰图像。

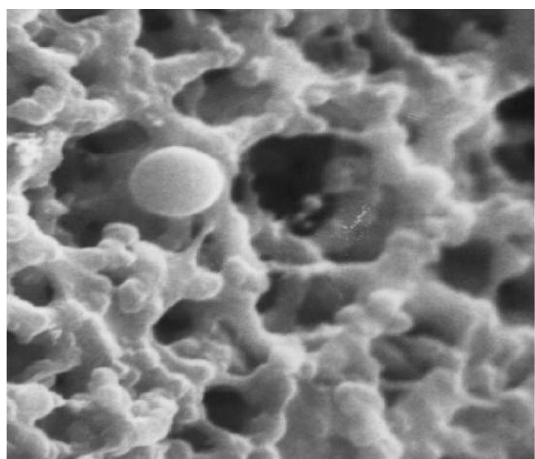
该算法提出之初主要用于处理天文观测得到的大气湍流退化图像，后来 Alfred S. Carasso 将该算法应用到了显微退化图像复原。下图 8 中 B 和 D 即为应用该算法得到的复原图像。但是该算法也存在明显的缺陷，即在估计点扩散函数时采用了一个常数代替 $\ln|F'_e(0, v)|$ ，然而清晰图像频域坐标轴上频谱并不是一个常数。天文图像和显微图像有个共同的特征就是，图像中目标和背景反差很大，同时背景很简单。当将该算法用于航拍或者地面远距离拍摄的自然景物大气湍流退化图像复原时其复原结果就不理想了，如图 9 所示。而且该算法主要适用于长曝光大气湍流退化图像的点扩散函数估计。



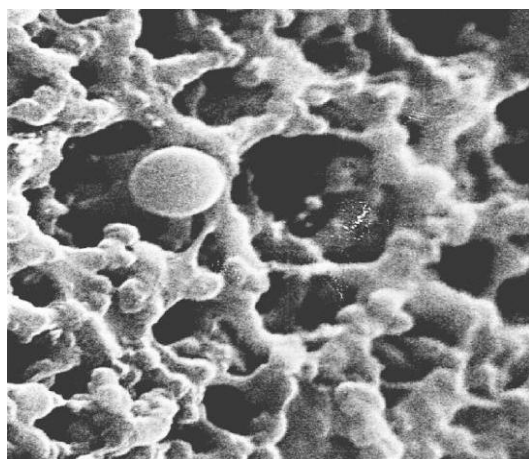
A 长曝光大气湍流退化天文图像



B APEX算法复原后的天文图像



C 模糊退化的显微图像



D APEX算法复原后的显微图像

图 8 APEX 算法在天文退化图像和显微退化图像应用中的复原效果



A 单帧大气湍流退化图像（桥）



B APEX算法复原后图像（桥）

图 9 APEX 算法应用于自然图像湍流退化复原

## 2.4 小结

本节首先介绍了图像退化与复原的数学模型，从该数学模型中知道了要实现退化图像复原的必要条件。其次本节分析了大气湍流的基本物理性质及其对光束传播和成像的影响，分析了长曝光大气湍流退化图像和短曝光大气湍流退化图像各自的特点，以及各自对应的点扩散函数的基本模型。然后介绍主流的大气湍流退化复原算法，在介绍算法的过程中本节首先介绍了迭代类的算法，此类算法一般复原效果比较好，同时拥有较好的适用性，不仅能解决大气湍流退化图像的复原还能用于其他原因退化图像复原，但是这类算法计算量都非常大，且复原的过程不稳定，因此在实时处理系统中这些算法并不适用。针对本文的应用背景，即图像复原算法要面向硬件实现，本节重点介绍了 Lucky Region 算法、Speckle Image 算法以及 APEX 算法。Lucky Region 算法计算量小，所有运算均在空间域进行，且对中度以下大气湍流的短曝光退化图像复原效果很好，但是该算法面对强湍流退化图像以及严重噪声污染图像时，其复原效果就不理想了。Speckle Image 算法针对短曝光大气湍流视频流的复原效果很好，但是该算法计算负荷太重，在没有出现快速算法或者简化算法前，该算法还无法直接应用于 DSP 实时处理系统中。APEX 算法不需要迭代，同时将整个图像处理分为先进行大气湍流退化点扩散函数的估计，再进行图像复原。该算法计算量适中，且在天文退化图像和显微退化图像复原中以及表现出了良好的性能，由于该算法所用的简化手段导致其针对大视场，远距离条件下拍摄的自然图像复原效果一般，但该算法有较好的发展潜力。

## 第三章 基于图像频谱特征的大气湍流退化点扩散函数估计

### 3.1 点扩散函数估计的一般方法

图像退化方程可以由下面的表达式给出：

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (3.1)$$

$f(x, y)$  是原始图像,  $h(x, y)$  是大气湍流退化点扩散函数,  $n(x, y)$  是加性噪声, 运算符 “\*” 表示卷积, 将方程 (3.1) 写成等效的频域表达式:

$$G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v) + N(u, v) \quad (3.2)$$

根据 2.2 节分析介绍, 在此采用长曝光大气湍流退化点扩散函数模型:

$$H(u, v) = e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta} \quad (3.3)$$

为了研究方便, 先将式(3.2)中各分量取模, 然后在式(3.2)两边同除以  $\max_{(u,v)} |G(u, v)|$  进行归一化, 得到表达式:

$$|G'(u, v)| = |H(u, v)| \cdot |F'(u, v)| + |N'(u, v)| \quad (3.4)$$

在此假定噪声  $n(x, y)$  满足:

$$\iint_{R^2} |n(x, y)| dx dy \ll \iint_{R^2} f(x, y) dx dy = \sigma > 0 \quad (3.5)$$

因此有:

$$|N'(u, v)| \ll 1 \quad (3.6)$$

所以得到:

$$e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta} \cdot |F'(u, v)| \gg |N'(u, v)| \quad (3.7)$$

方程(3.4)可近似表达成 :

$$|G'(u, v)| \approx |H(u, v)| \cdot |F'(u, v)| \quad (3.8)$$

在等式(3.8)两边取自然对数, 式(3.8)转化成:

$$\ln|G'(u, v)| \approx -\alpha(u^2 + v^2)^\beta + \ln|F'(u, v)| \quad (3.9)$$

依据表达式(3.3), PSF 具有放射对称性。因此可以通过  $(u, v)$  平面原点的一条直线来分析表达式(3.9), 通常我们取  $u = 0$  的直线, 即频域坐标下的 Y 轴, 方程(3.9)可以改写为:

$$-\alpha|v|^{2\beta} \approx \ln|G'(0, v)| - \ln|F'(0, v)| \quad (3.10)$$

经过前面的各种大气湍流退化图像复原算法的介绍, 获得正确的点扩散函数是大气

湍流退化图像复原的一个关键问题。经过对大气湍流退化过程的数学模型可以了解到短曝光大气湍流退化图像的点扩散函数统计规律不明显,不易估计,长曝光大气湍流退化图像的点扩散函数是服从高斯分布如式(3.3),且其基本形式前人已经做了充分的研究,只要能准确估计出点扩散函数的参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 就能得到点扩散函数。然而求点扩散函数的关键在于找到一定的关于清晰图像先验知识:如式(3.10)中 $\ln|G'(0,v)|$ 是退化图像的频谱为已知项,只要知道 $\ln|F'(0,v)|$ 即清晰图像的频谱信息,就可按式(3.10)计算出 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 的值,也就可以按照一定的方法估计出 $\alpha$ 和 $\beta$ 的值,并最终获得点扩散函数。APEX 算法虽然提出了一种方法来处理点扩散函数估计过程中的清晰图像的频谱,但是其处理方式简单,没有依据图像频谱的真实特征,因此其估计误差太大,本文在接下来的内容里面将通过分析自然图像的频谱特征,提出一种新的大气湍流退化图像点扩散函数的估计方法,并将其直接应用到大气湍流退化图像复原。

## 3.2 基于自然景物频谱特点的大气湍流点扩散函数估计方法

### 3.2.1 自然景物图像频谱分析

科学家在研究人眼视觉对空间距离感知的过程中研究了大量图片的频谱信息,在分析自然图像频谱特征时,经过统计得出了一个规律,即将自然图像傅里叶空间坐标轴上的频谱用双对数坐标系显示时,自然图像频谱的最佳拟合曲线在该双对数坐标系下有着相似的斜率<sup>[45, 46]</sup>。相关文献分析表明其斜率值 80%分布在-0.8~-1.5 之间,其中 25%的图像斜率为-1.2<sup>[47, 48]</sup>。

依据本课题的应用背景,本文所涉及的待处理图像属于自然图像的范畴,且都是针对在大视场和远距离条件下拍摄的图像。根据前文分析要想成功的复原退化图像,就必须先估计出图像退化的点扩散函数,而在估计点扩散函数的过程中关键是得到清晰图像频谱的先验知识,所以本文收集了大量适合本课题应用背景的清晰自然图像,然后使用 MATLAB 软件通过编程对它们进行了详细的频谱分析<sup>[49]</sup>,以获得该类图像的频谱特征。

本文按如下步骤对清晰自然图像频谱进行分析:

- (1) 假设一幅自然风景灰度图像 $f(x,y)$ 为 $2M \times 2N$ ,即由 $2M$ 行 $2N$ 列,
- (2) 对图像进行预处理:

$$f'(x,y) = f(x,y) \times (-1)^{(x+y)}, 1 \leq x \leq 2M, 1 \leq y \leq 2N \quad (3.11)$$

(3) 对  $f'(x, y)$  进行快速傅里叶变换, 即得到  $F(u, v)$ , 且  $-M \leq u \leq M, -N \leq v \leq N$

(4) 对  $F(u, v)$  取模值, 得到  $|F(u, v)|$ , 然后进行归一化:

$$|F'(u, v)| = |F(u, v)| / \max_{u, v} |F(u, v)| \quad (3.12)$$

(5) 提取纵坐标轴上的频谱数据即:

$$|F'(u, v)|, \text{ 且 } u = 0, -N \leq v \leq N \quad (3.13)$$

(6) 对  $|F'(0, v)|$  取自然对数, 即:  $\ln|F'(0, v)|$ , 且  $-N \leq v \leq N$ , 然后将数据绘图显示。

(7) 在  $\ln|F'(0, v)|$  中取  $0 \leq v \leq N$  部分的数据, 对  $v$  取自然对数即  $\ln(v)$ ,  $0 \leq v \leq N$ , 然后绘制曲线  $(\ln(v), \ln|F'(0, v)|)$ , 且  $0 \leq v \leq N$ 。曲线横坐标为  $\ln(v)$ , 纵坐标为  $\ln|F'(0, v)|$ , 即得到双对数坐标系下的清晰图像频谱曲线。

(8) 在步骤 (7) 的基础上对数据  $\ln|F'(0, v)|$  在坐标  $\ln(v), 0 \leq v \leq N$  下进行直线拟合, 可得到  $\text{Line}(\ln|F'(0, v)|)$ , 将拟合的直线数据  $(\ln(v), \text{Line}(\ln|F'(0, v)|))$ ,  $0 \leq v \leq N$  同时显示到步骤 (7) 的双对数坐标中。

(9) 将步骤 (6) 中的数据  $\ln|F'(0, v)|$  的  $0 \leq v \leq N$  部分提取出来单独绘图显示, 并和步骤 (7) 形成的曲线进行对比。



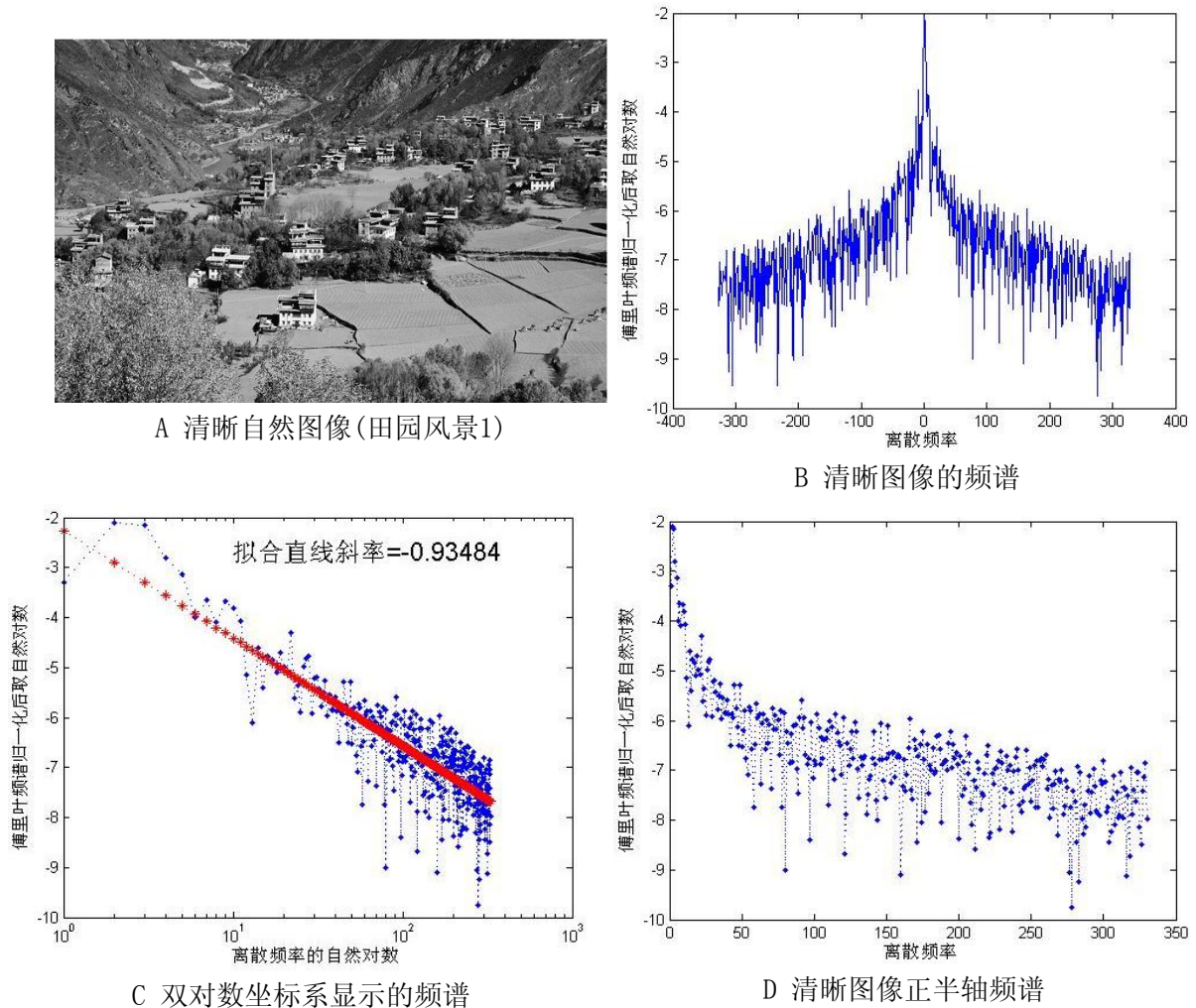


图 10 清晰自然图像频谱分析(田园风景 1)

图 10 清晰自然图像频谱分析(田园风景 1)即为一幅清晰自然图像的频谱分析结果，每组频谱分析结果图中有四幅，其意义分别如下：

- (1) “清晰的自然景物图像(田园风景 1)”即图 A，该图像为自然风景图像，拍摄视场大，且中心区域与拍摄设备之间有相当远的距离，图中内容丰富、纹理复杂、空间跨度大。
- (2) “清晰图像的频谱”即图 B：该图为清晰自然图像频谱分析中步骤(6)得到的曲线。通过曲线可以看出清晰图像频域的坐标 Y 轴上的频谱曲线是中间高两边低，关于原点对称，且频谱在中低频段近乎斜线下降。
- (3) “双对数坐标系显示频谱”即图 C：该图为清晰自然图像频谱分析中步骤(7)、(8)得到的曲线，图中蓝色点线为实际图像频谱数据在双对数坐标系下的显示，红色线为依据蓝色点线拟合的直线所得到的数据绘制的曲线。从拟合得到的数据中能够更直观的观测到图像频谱数据在双对数坐标系下近乎一条直线，且斜率在-1 左右。

- (4) “显示半轴频谱数据”即图 D: 该图为清晰自然图像频谱分析中步骤(9)得到的曲线, 该曲线是将“清晰图像频谱数据”图中正半轴的数据提取出来单独显示的结果, 显示该图主要为了与“双对数坐标系显示的频谱”图进行对比, 若图 10 的 C 图中双对数坐标系显示的频谱斜率为定值, 那么该图中频谱形状也将是基本固定的。

在本课题研究过程中选取了五十多幅典型的大视场, 远距离条件下拍摄的自然图像, 并按照上面介绍的分析方法进行了频谱分析, 本文列举了四组该类型的自然图像分析结果, 第一组即为上面图 10 清晰图像频谱分析 (田园风景 1), 剩下的三组大视场, 远距离条件下拍摄的自然图像频谱分析将在下文给出。

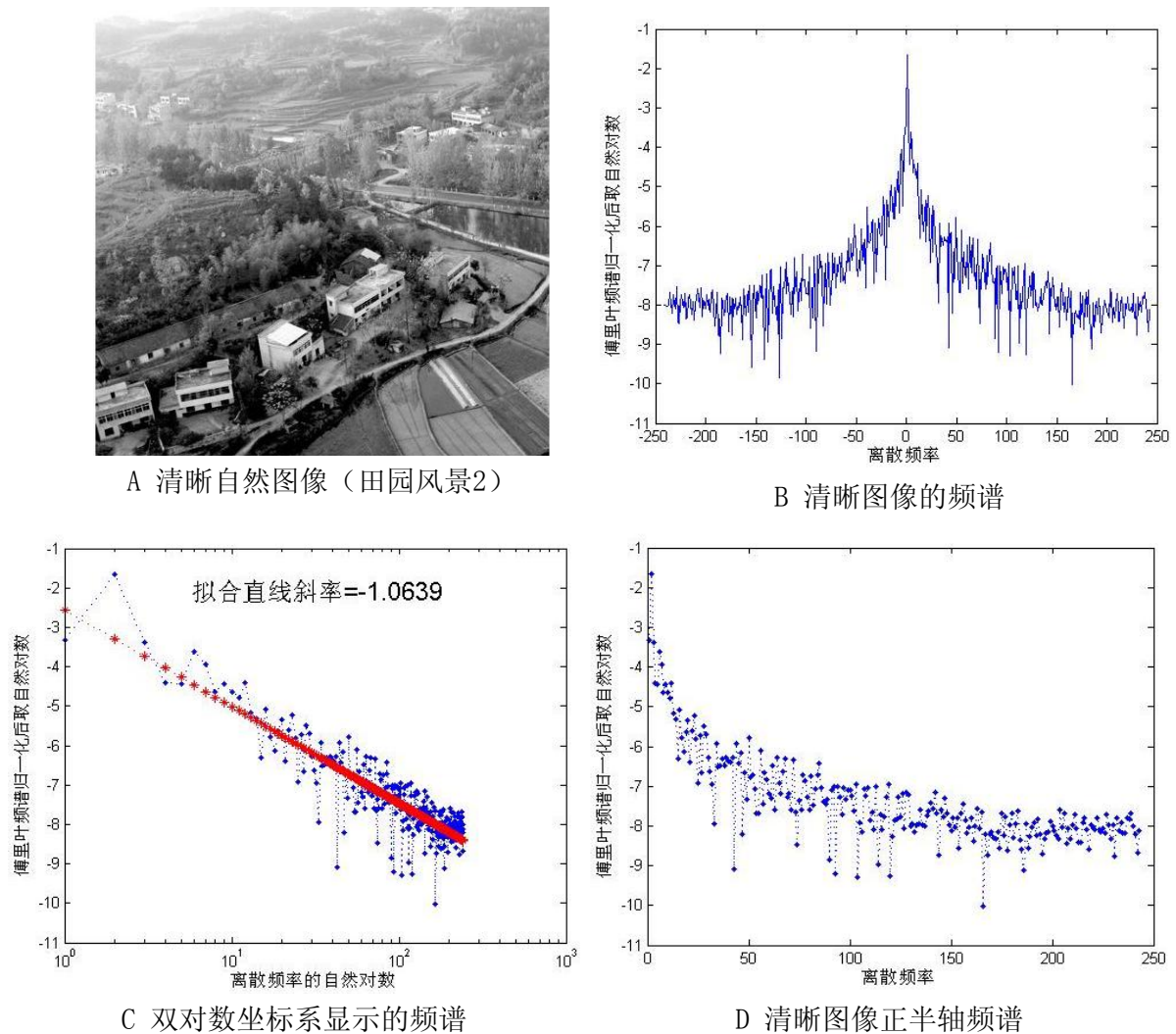
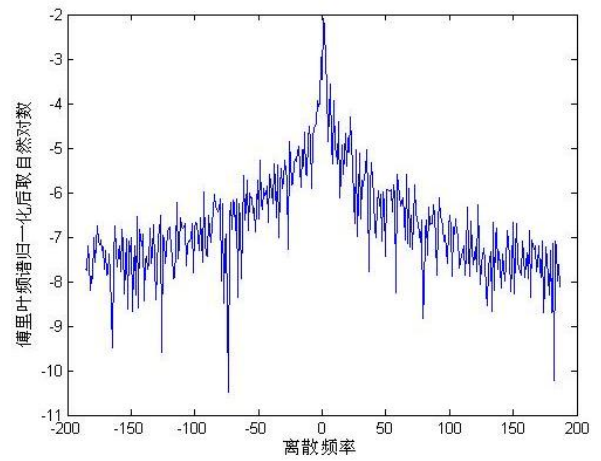


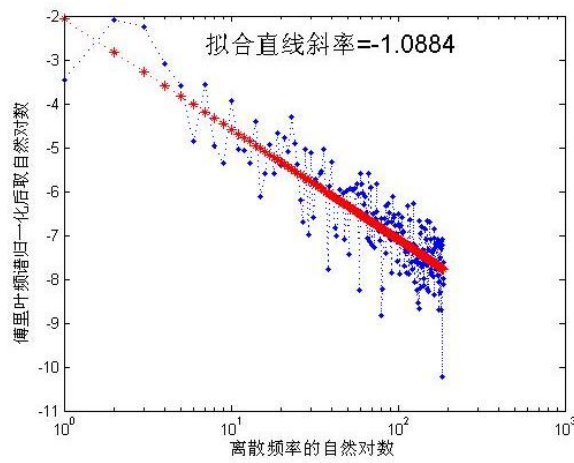
图 11 清晰自然图像频谱分析 (田园风景 2)



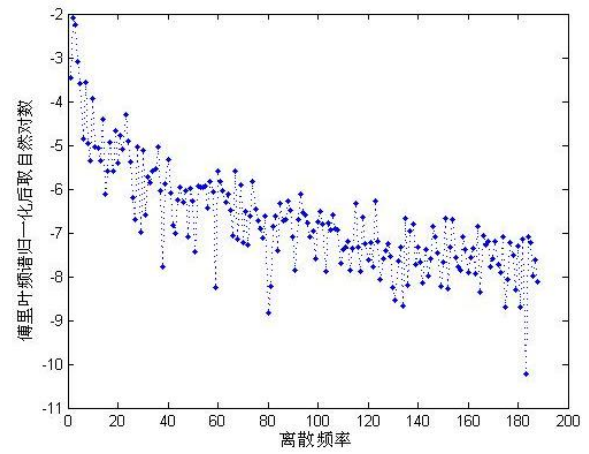
A 清晰自然图像（航拍城市1）



B 清晰图像的频谱



C 双对数坐标系显示的频谱



D 清晰图像正半轴频谱

图 12 清晰自然图像频谱分析（航拍城市1）



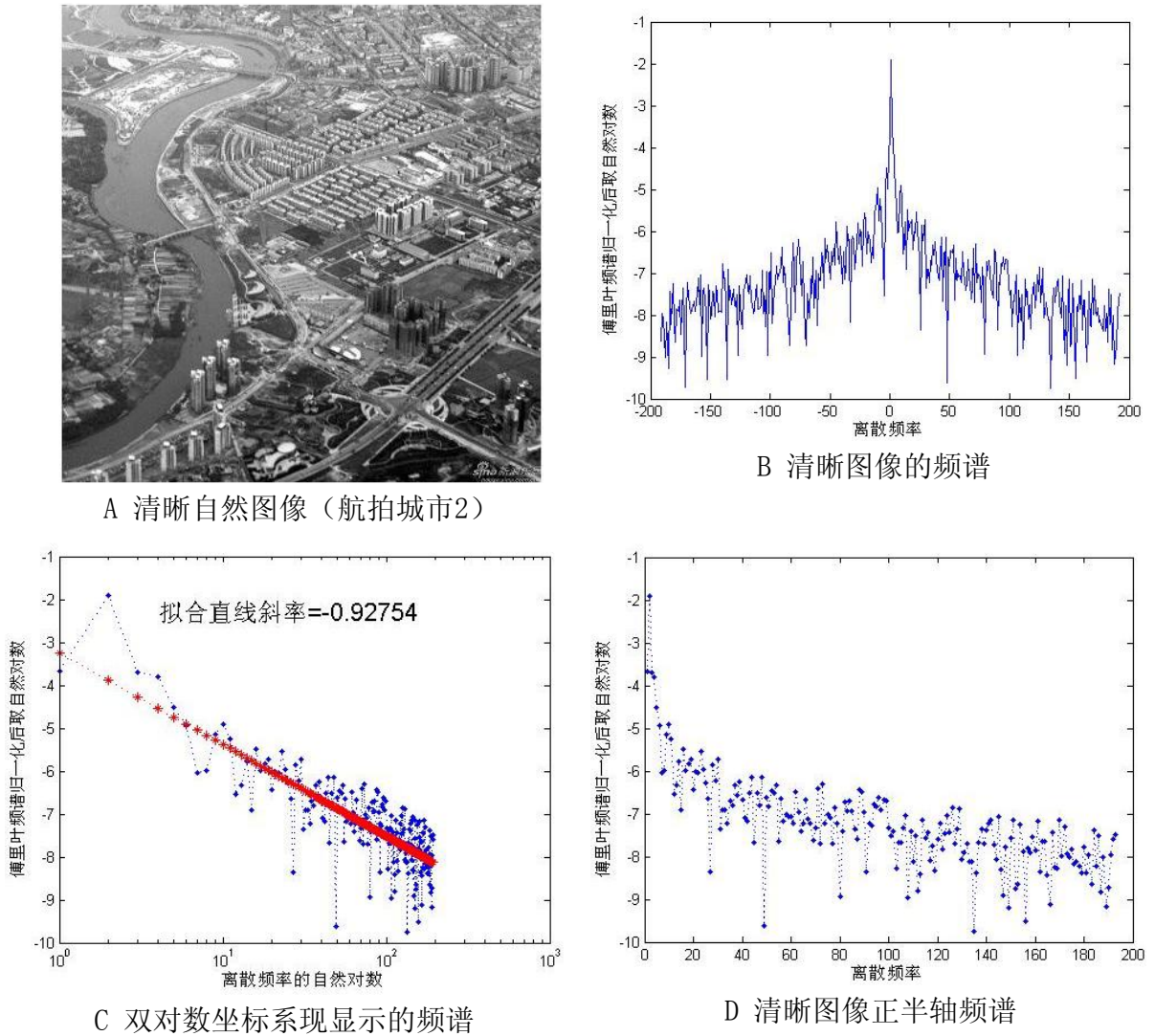


图 13 清晰自然图像频谱分析（航拍城市 2）

前文的四幅大视场，远距离条件下拍摄的自然图像可分为两组：图 10 和图 11 为“田园风景”和图 12 和图 13 为“航拍城市”。这些清晰自然图像由于是在大视场和远距离条件下拍摄，都具有复杂的背景，丰富的纹理信息，图像中相关目标的几何线条方向也是多样化的。通过图 10，图 11，图 12，图 13 中“B 清晰图像的频谱”客观的反映了这类自然图像有丰富的细节纹理，其频谱高低频分布均匀，没有出现高频信息或者低频信息一者非常多而另一者非常少得现象。通过“C 双对数坐标系显示的频谱”可以发现这四幅图像在双对数坐标系下频谱的最佳拟合曲线的斜率分别为：

田园风景 1: -0.93484，田园风景 2: -1.0639。

航拍城市 1: -1.0884，航拍城市 2: -0.92754。

即该组图像的频谱在双对数坐标系下的最佳拟合直线有着相似的斜率。从“D 清晰图像

半轴频谱”中可以发现,图像傅里叶空间  $Y$  轴上的频谱在中低频段近乎一条斜线变化的。所以经过大量统计分析可得出:在大视场和远距离条件下拍摄的自然清晰图像其频谱有相似且近乎固定的形状。由于通常情况下只有大气湍流退化图像是已知的,要想得到退化前清晰图像的  $\ln|F'(0,v)|$  只能利用已知的退化图像,所以只知道清晰自然图像的频谱特征还不够,还需知道图像退化前后的联系,才能有效的利用退化图像数据获取清晰图像的  $\ln|F'(0,v)|$ 。

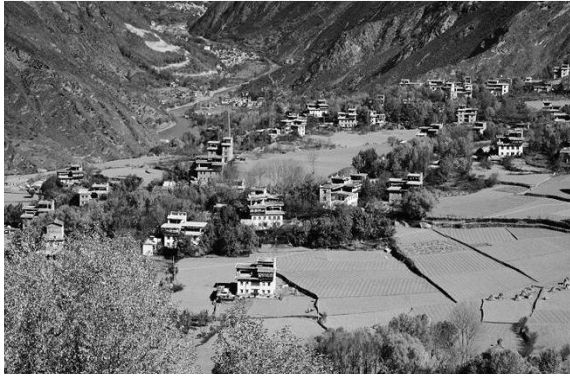
本课题做了大量的大气湍流退化模拟实验,本文仍然以自然清晰图像(田园风景 1)、自然清晰图像(田园风景 2)、自然清晰图像(航拍城市 1)和自然清晰图像(航拍城市 2)这四组图像重点介绍图模拟大气湍流退化过程以分析图像退化前与退化后的联系。经过前面章节的研究了解到长曝光大气湍流退化直接导致图像变得整体模糊,其点扩散函数具有高斯分布的特点,且函数的大致形式已经确定。短曝光大气湍流退化则直接导致图像整体或者局部上的畸变以及光照不均匀,由于大气湍流对成像过程的作用时间很短,成像获得的退化图像只是对某一瞬时大气湍流退化作用的“冻结”,因此短曝光大气湍流退化图像对应的点扩散函数在每帧之间都存在差异,统计特征不明显,且比较随机,因此很难估计。所以本文重点研究长曝光大气湍流退化效应,在此用高斯模糊代替长曝光情况下的大气湍流退化作用,以模拟图像退化效果,并分析退化后的图像对应的频谱特征,这同时也符合 2.2 节对长曝光大气湍流退化点扩散函数的分析结果。

本文按如下步骤模拟清晰自然图像的长曝光大气湍流退化:

- (1) 假设一幅清晰自然风景灰度图像  $f(x,y)$  为  $2M \times 2N$ , 即由  $2M$  行  $2N$  列,
- (2) 傅里叶变换之前进行预处理:

$$f'(x,y) = f(x,y) \times (-1)^{(x+y)}, 1 \leq x \leq 2M, 1 \leq y \leq 2N \quad (3.14)$$

- (3) 进行快速傅里叶变换。
- (4) 用点扩散函数为  $H(u,v) = e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta}$  的高斯分布函数进行退化处理。
- (5) 退化处理后进行快速傅里叶里逆变换并得到高斯模糊后的自然图像。
- (6) 绘图显示清晰图像和退化后的模糊图像。
- (7) 将清晰图像和退化模糊图像傅里叶空间  $Y$  坐标轴上频谱同时显示。
- (8) 将清晰图像和退化模糊图像傅里叶空间  $Y$  坐标轴上频谱在双对数坐标系下的最佳拟合直线同时显示。

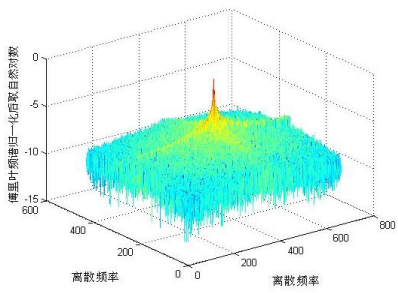


A 清晰图像（田园风景1）

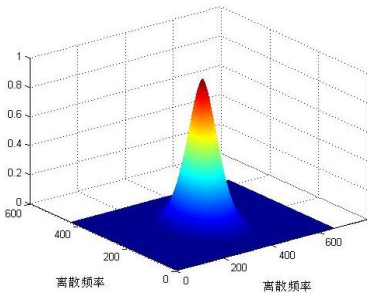


B 高斯模糊退化图像（田园风景1）

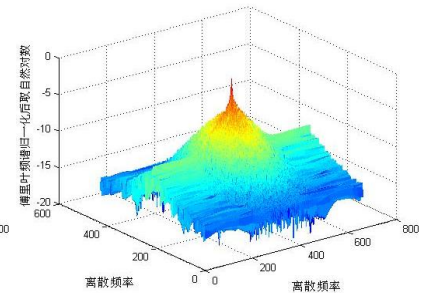
图 14 清晰图像和模拟退化图像



A 清晰图像频谱三维显示

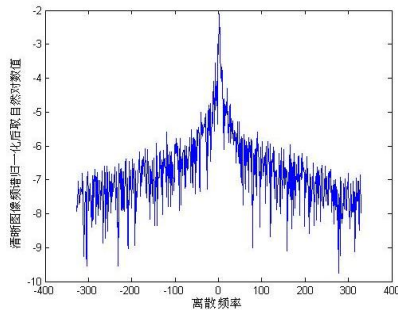


B 高斯模糊频谱三维显示

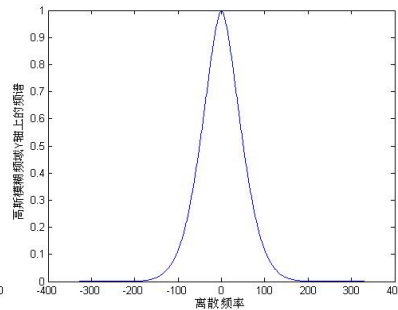


C 退化图像频谱三维显示

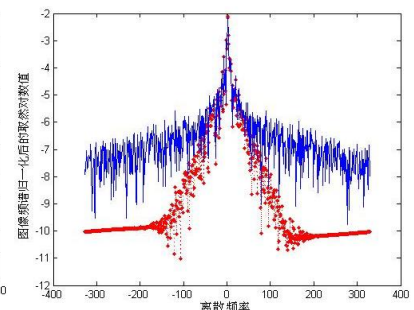
图 15 清晰图像、点扩散函数以及退化图像的频谱三维显示



A 清晰图像频谱二维显示



B 高斯模糊频谱二维显示



C 退化前后图像频谱二维显示

图 16 清晰图像、点扩散函数以及退化图像傅里叶空间 Y 轴上频谱二维显示

图 14, 图 15 和图 16 即为清晰自然图像模拟退化过程中的频谱特征分析显示: (图中有所频谱显示均为归一化后再取自然对数的结果)。

- (1) 图 14 中有两幅图像, A 图是清晰自然图像, B 图是高斯模糊退化图像。
- (2) 图 15 中有三幅图像, A 图为清晰图像频谱三维显示, B 图为高斯模糊频谱三维显示, C 图为模糊图像频谱三维显示。
- (3) 图 16 中有三幅图像, A 图为清晰图像频谱二维显示, B 图为高斯模糊频谱二维显示, C 图为模糊前后图像频域 Y 轴上频谱。



由于高斯分布是中间高两边低的钟形构造，其频谱中间接近单位 1，四周离中心越远其值越小，图 15 和图 16 中的 B 图直观的反映这点。当具有这样的特征的高斯分布与图像的频谱相乘（长曝光大气湍流退化）时，可以预测图像高频部位，即中心部位频谱在乘积前后变化不大，但是远离中心的部位会随着与高斯分布相乘迅速减小，进而导致退化后的模糊图像的频谱整体相对于清晰图像存在下移，图 16 中 C 图直观的显示了高斯模糊带来的频谱变化。

为了进一步显示长曝光大气湍流退化对图像频谱的影响，以及更好的显示长曝光大气湍流退化的过程，本文对自然风景图像中的田园风景 2、航拍城市 1 以及航拍城市 2 这三幅图像也进行长曝光大气湍流退化模拟，并分析了退化前后的频谱变化规律。

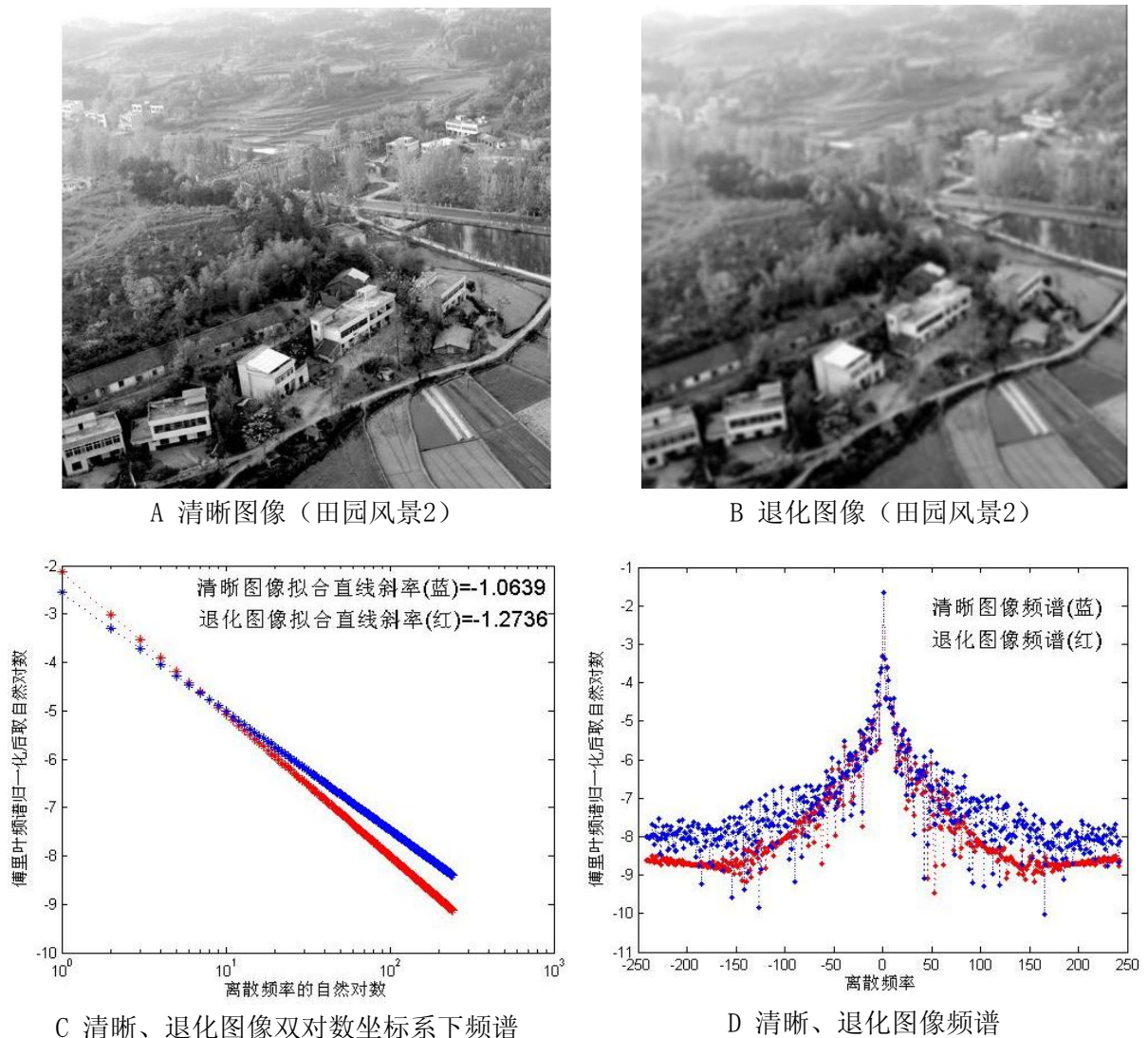


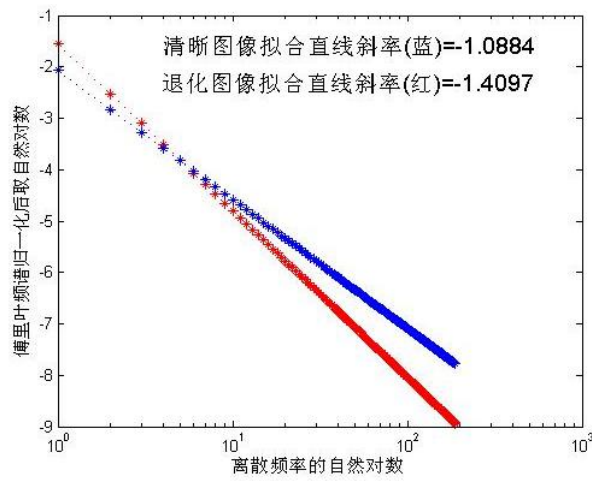
图 17 清晰图像以及高斯模糊后图像频谱变化对比分析（田园风景 2）



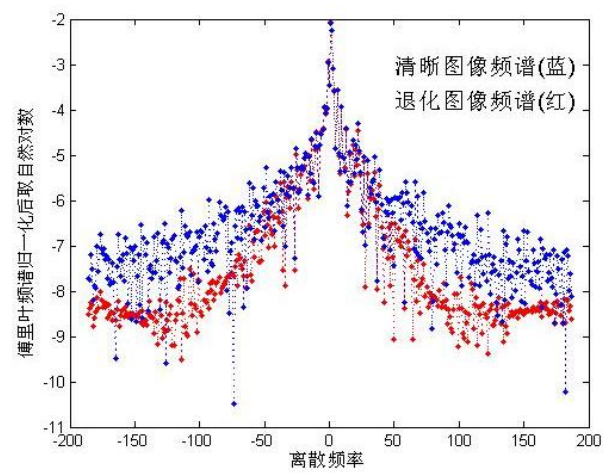
A 清晰图像（航拍城市1）



B 退化图像（航拍城市1）



C 清晰、退化图像双对数坐标系下频谱



D 清晰、退化图像频谱

图 18 清晰图像以及高斯模糊后图像频谱变化对比分析（城市航拍 1）



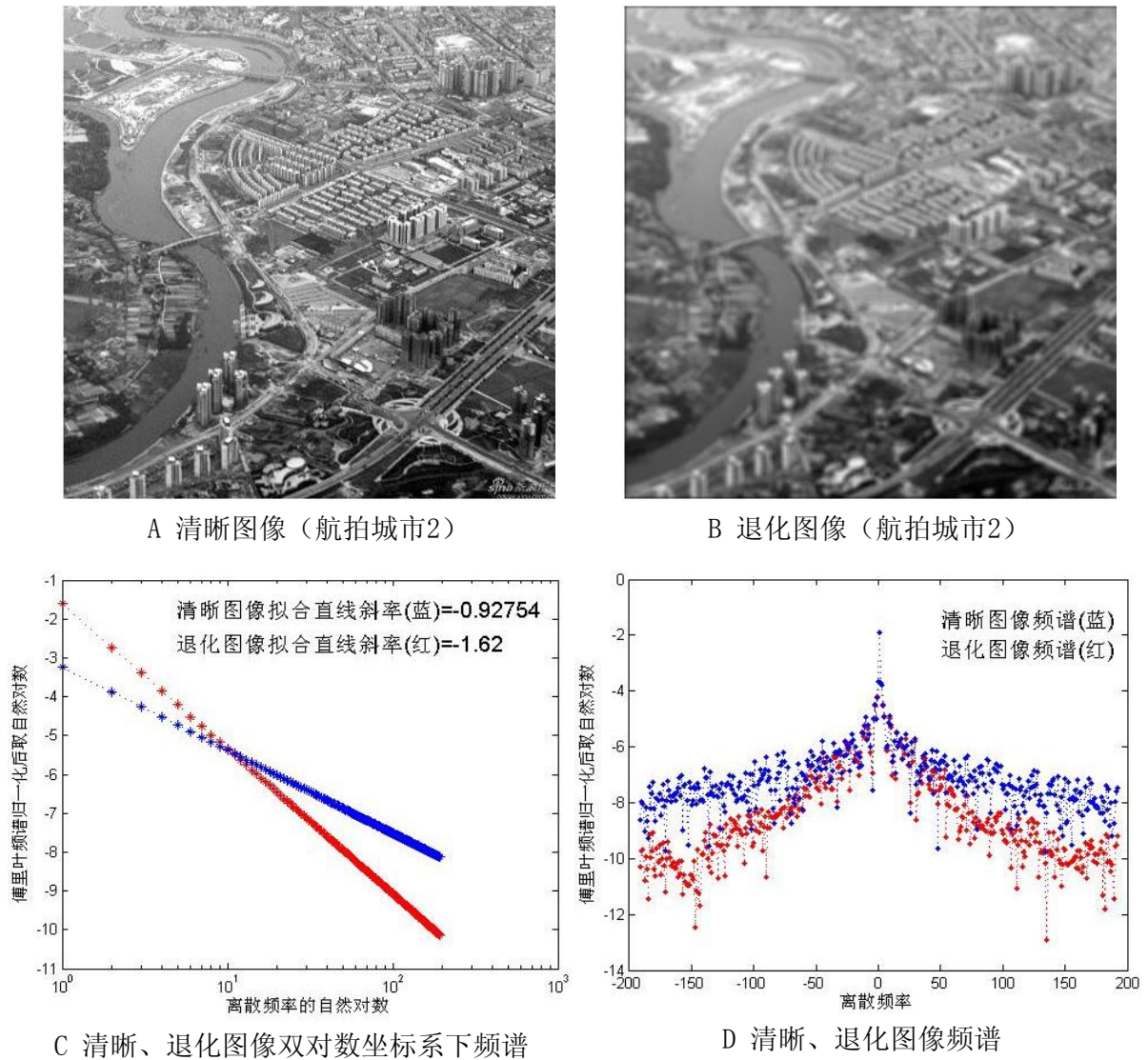


图 19 晰图像以及高斯模糊后图像频谱变化对比分析（城市航拍 2）

图 17、图 18 和图 19 中 A 图为清晰自然图像, B 图为模拟长曝光大气湍流退化图像, C 图像显示了清晰图像 (蓝色) 和退化图像 (红色) 的双对数坐标系下的最佳拟合曲线, 通过曲线以及图像中的具体斜率值可以发现退化后的图像其对应的拟合曲线斜率绝对值变大, D 图为清晰图像 (蓝色) 和退化图像 (红色) 频域 Y 轴上的频谱, 通过曲线可以发现退化后的图像频谱中低频部分要整体低于清晰图像的频谱, 该图也验证了图 C 中显示的图像退化前后的变化趋势。本课题通过大量类似的模拟分析得出: 清晰图像经过长曝光大气湍流退化后其频谱变得更加低矮, 即当已知一幅自然图像为长曝光大气湍流退化图时可以认为其退化前的频谱要比退化后的高, 且退化前后高频部分变化不大, 低频部分变化明显。经过前面的分析得知不同的大视场, 远距离拍摄的自然图其频谱的形状具有很大的相似性且走势基本固定, 这样知道图像退化前后频谱的联系, 以及清晰图

像 Y 轴上的频谱形状,就能有效的利用退化图像频谱来重建清晰图像频谱。此结论不仅适合本文给出的例子图像而且适合大视场、远距离拍摄的这一大类图像,这类图像也是本课题所主要涉及的内容。所以基于这些分析本文提出了一种依据长曝光大气湍流退化图像自身的频谱来估计退化点扩散函数的方法。

### 3.2.2 近似等腰三角形频谱重建模型建立

通过利用方程(3.10)可以估计 $\alpha$ 和 $\beta$ 的值。但要想得到点扩散函数必须首先获得清晰图像频谱 $\ln|F'(0, \nu)|$ 的大致值,在 APEX 算法中 $\ln|F'(0, \nu)|$ 取的是一个 3 到 7 之间的常数,前面大量的频谱分析显示实际清晰图像频谱 $u = 0$ 处的值并不是一个常数,采用常数简单的代替 $\ln|F'(0, \nu)|$ 必然会引入过大的估计误差。由于自然图像退化前后高频部分变化不大,中低频部分明显被压低,且在大视场,长距离拍摄的自然图像其频谱在中低频部分近乎斜线,所以可以此利用这些特点首先重建清晰图像的 $\ln|F'(0, \nu)|$ ,然后用(3.10)计算出 $-\alpha|\nu|^{2\beta}$ ,最后估计出扩散函数参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 的值。

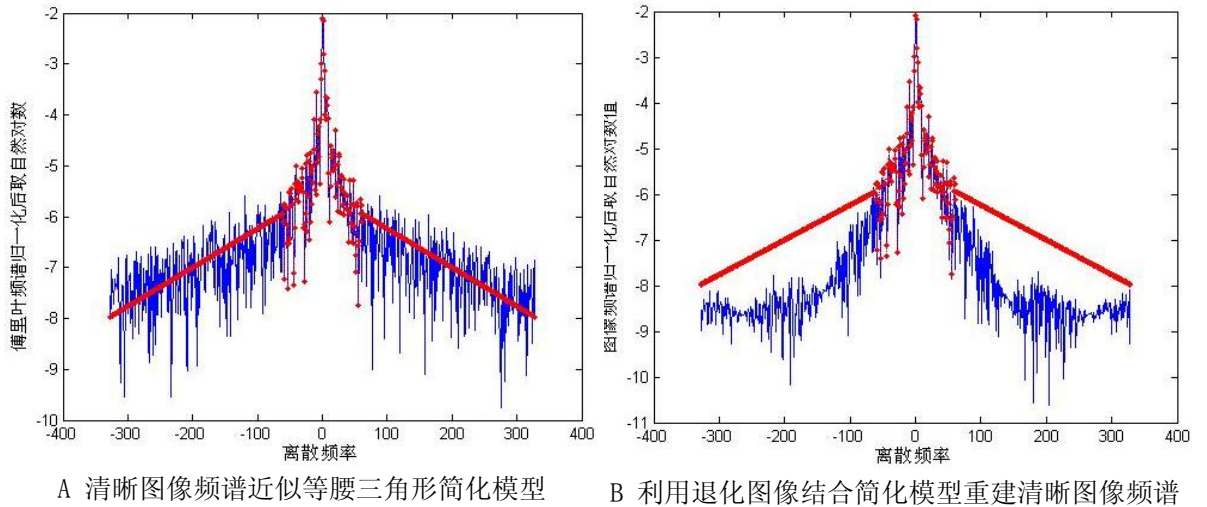


图 20 清晰图像频谱的 $\ln|F'(0, \nu)|$ 重建模型

首先如图 20 所示,在左边 A 图中,蓝色线为一幅清晰自然图像频域 Y 轴上的频谱取自然对数后的曲线。为了简化后续计算和数据估计,本文首先提出用“近似等腰三角形模型”简化清晰图像的频谱,如图 20 中 A 图红线部分所示。在实际环境下,一般首先得到的是大气湍流退化图像,然后可以获得其频域 Y 轴上的频谱取自然对数后的曲线,如图 20 中 B 图中蓝色曲线所示。图像退化前后高频部分变化不大,因此本文在重建清

晰图像频谱的时候直接将退化后的高频部分数据作为是清晰图像高频部分的数据。中低频部分数据由清晰图像频谱的“近似等腰三角形模型简化模型”来进行重建，图 20 中 B 图中红色曲线即为重建的清晰图像频谱数值。

该模型建立的大致思想即为上面所介绍，下面以一个具体的示例来详细说明原始清晰图像频谱的重建和长曝光大气湍流退化点扩散函数的估计步骤：

(1) 基于上面的分析，自然景物图像的 $\ln|F'(0, v)|$ 几乎是一个固定形状，因此本文在此提出近似等腰三角形模型来简化 $\ln|F'(0, v)|$ ，基于该简化模型我们可以利用退化图像的频谱重建 $\ln|F'(0, v)|$ 。如图 21 其中蓝色曲线是一幅真实的自然图像长曝光大气湍流退化后的频谱（退化图像如图中左上角所示），首先将高频部分提取出来，然后如图 21 中 AB 所示的直线来表示清晰图像频谱中低频部分的数据。由于无论是清晰图像还是退化图像，其频域坐标轴上的频谱都是相对于原点对称的，所以只需要重建 $0 < v < N$ 部分就可以得到整个清晰图像的频谱信息，假设图像为尺寸为  $2M \times 2N$ 。

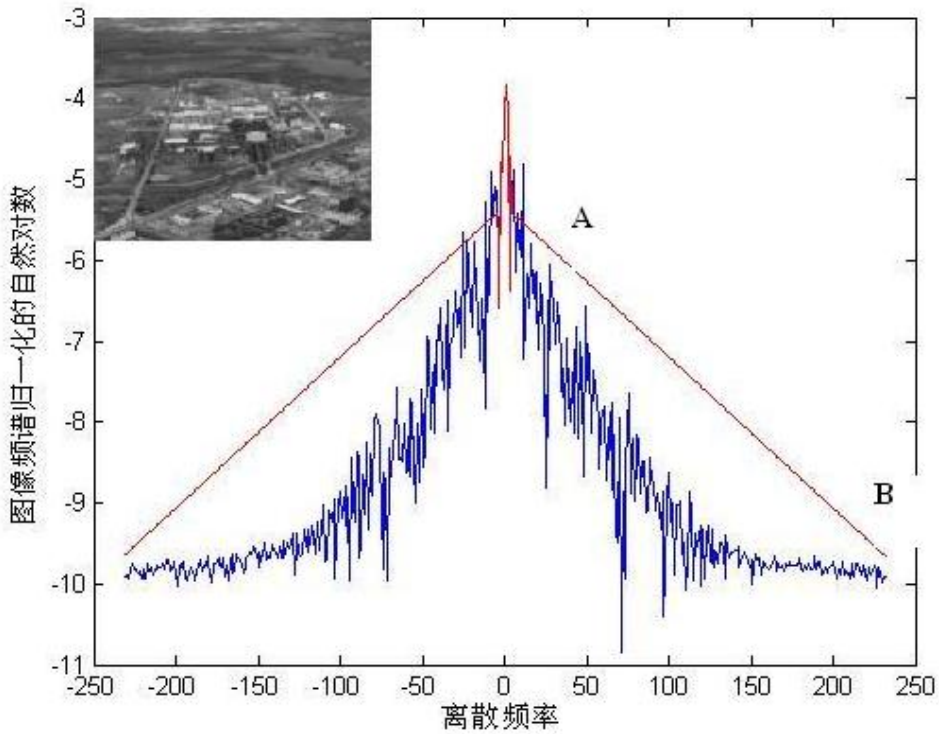


图 21  $\ln|G'(0, v)|$ 和重建 $\ln|F'(0, v)|$

(2) 依据模糊图像的频谱来求取直线 AB 上的数据,假设 A、B 两点在图 21 中的坐标为  $A(x_1, y_1)$ 和  $B(x_2, y_2)$ ，假设 AB 的直线方程为  $y = ax + b$ ， $a$ 为斜率为截距 $b$ 。由于事先已假设图像大小为  $2M \times 2N$ ，则 A、B 两点的坐标值按如下公式确定：

$$x_1 = n_1, x_2 = N - n_2 \quad (3.15)$$

$$y_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=0}^{n_1} \ln|G'(0, i)| + \varepsilon_1 \quad (3.16)$$

$$y_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=N-n_2}^N \ln|G'(0, i)| + \varepsilon_2 \quad (3.17)$$

$n_1$  和  $n_2$  是两个用于确定点 A 和 B 的参数,且实验中  $0 \leq n_1, n_2 \leq 10$ 。将一个图像的频谱乘以一个高斯分布的, 信号的高频部分几乎保持不变, 但是低频部分则会显著的减小。因此重建  $\ln|F'(0, v)|$  时高频部分的值直接设置成和  $\ln|G'(0, v)|$  的高频部分一样的值, 即在  $0 \leq n_1$  区域清晰图像和退化图像的频谱一样。引入两个修正值  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  用于补偿中低频的变化, 以保证重建的清晰图像的中低频部分要高于退化图像中低频部分, 在本实验中该组参数的取值为  $-1 \leq \varepsilon_1, \varepsilon_2 \leq 1$ , 且通常情况下  $\varepsilon_1 < 0, \varepsilon_2 > 0$ 。知道 A、B 两点的坐标值后, 就可以计算出直线  $y = ax + b$  的斜率  $a$  以及截距  $b$ , 这样直线 AB 上每点的值都能计算出来。最后就能重建出清晰图像  $\ln|F'(0, v)|$  的值, 其值按如下公式进行计算:

$$\ln|F'(0, v)| = \begin{cases} \ln|G'(0, v)| & |v| < n_1 \\ av + b & n_1 \leq v \leq N \\ a(-v) + b & -N \leq v \leq -n_1 \end{cases} \quad (3.18)$$

(3) 之后  $-\alpha|v|^{2\beta}$  能够由公式(3.10)计算出来, 计算结果如图 22 中显示。由于当  $\beta$  固定后  $-\alpha|v|^{2\beta}$  是钟形的。 $-N \leq v \leq 0$  曲线单调递增, 当  $0 \leq v \leq N$  曲线单调递减。同时由于此处采用的是近似等腰三角形模型,  $-\alpha|v|^{2\beta}$  的误差会随着  $|v|$  的增大而增大, 因此图 22 并不是所有数据都能用于估计点扩散函数的参数, 只有原点附件的数据估计点扩散函数时最有效。此处设定一个阈值  $scale$  且  $scale < N$ , 将  $-scale \leq v \leq scale$  范围内的数据从  $-\alpha|v|^{2\beta}$  中被提取出来, 以确保估计出的点扩散函数满足一定的精度。 $scale$  值的选取有如下基本规则: 如图 22  $-\alpha|v|^{2\beta}$  的值在  $-N \leq v \leq N$  时为英文字母 “W” 形, 在此形象的认为  $-\alpha|v|^{2\beta}$  的值即 “W” 在底部有两个 “山谷”, 且两个 “山谷” 关于原点对称, 这样就导致了  $-\alpha|v|^{2\beta}$  的值在  $-N \leq v \leq 0$  处先递增后递减, 而在  $0 \leq v \leq N$  处先递减后递增, 依据前面对  $-\alpha|v|^{2\beta}$  实际单调性的分析  $-\alpha|v|^{2\beta}$  在  $-N \leq v \leq 0$  只能是递增, 在  $0 \leq v \leq N$  只能是递减, 所以在选取  $scale$  的值时必将其包括在两个 “山谷” 内才有效。其具体值依据不同的图像处理的中间结果而定。



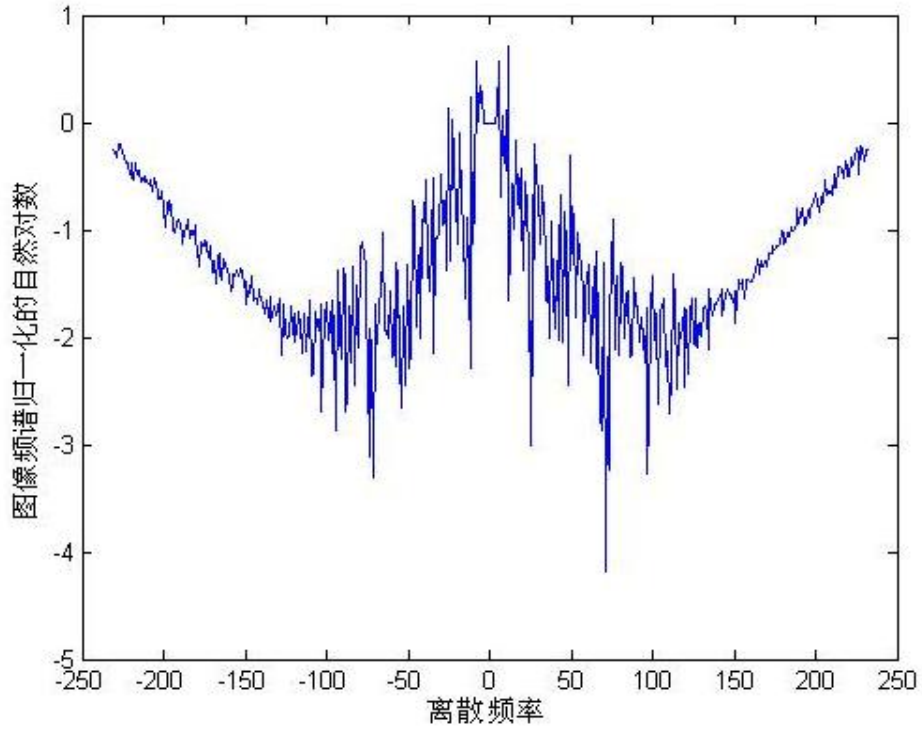


图 22 由式(10)  $-\alpha|v|^{2\beta}$  计算出的结果

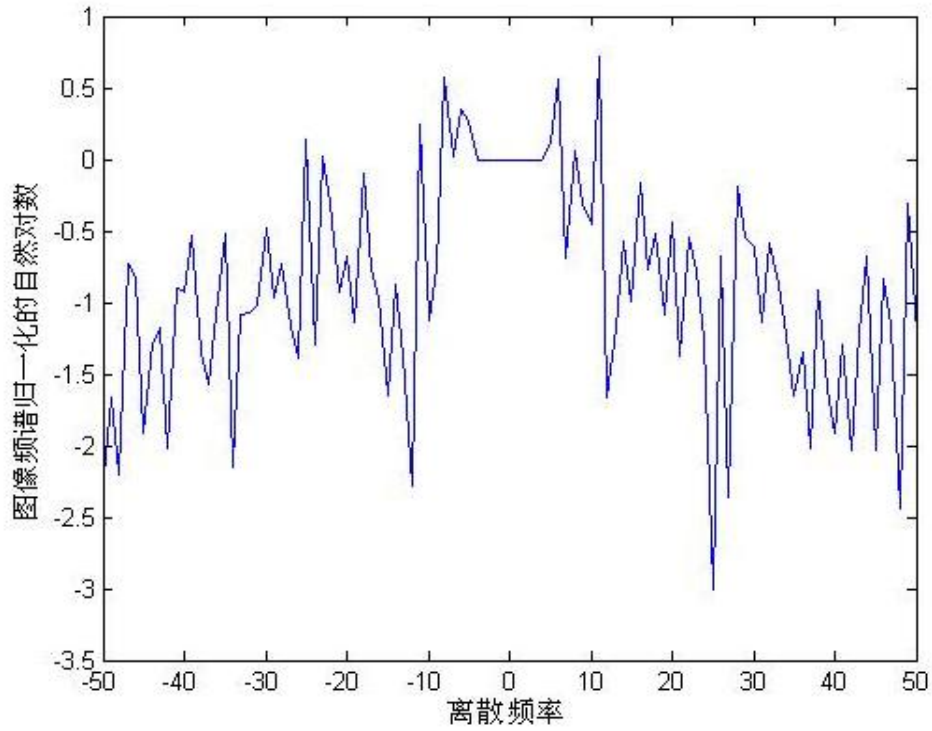


图 23 从图 22 显示的  $-\alpha|v|^{2\beta}$  提取合适的  $v \in [-scale, scale](scale < N)$

(4) 在获得合适的数据后采用最小二乘法进行拟合  $-\alpha|v|^{2\beta}$ ，从拟合的结果中能够得到  $\alpha$  和  $\beta$  的值，其中比较快捷的方法就是采用 MATLAB 软件中的“cftool”工具进行数据

分析,最后就能得到导致图像退化的大气湍流所对应的点扩散函数。拟合结果曲线如图 24 所示。

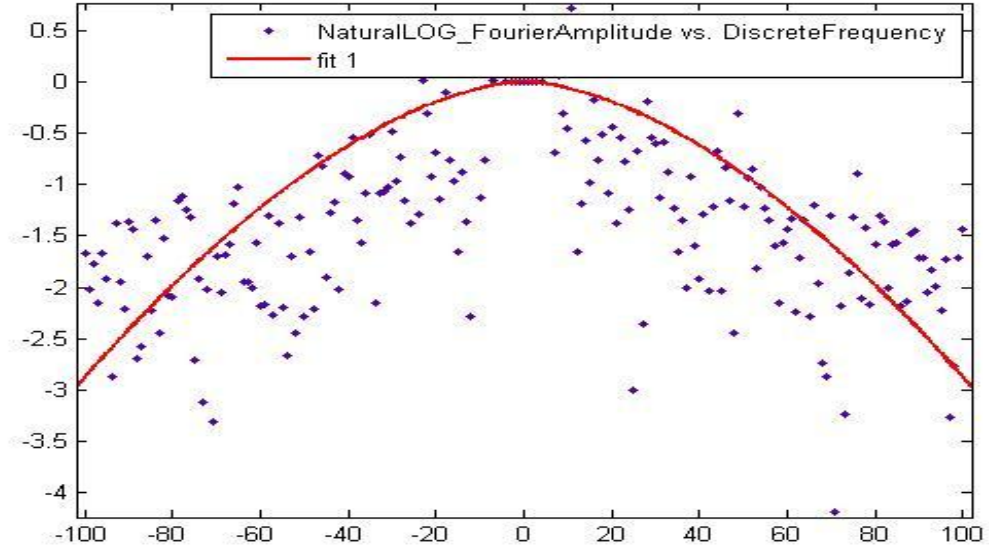


图 24 点扩散函数拟合结果

### 3.2.3 大气湍流退化点扩散函数估计流程

对于任意尺寸为  $2M \times 2N$  的大视场,远距离条件下获得的长曝光大气湍流退化图像  $g(x,y)$ ,其图像退化点扩散函数的估计步骤如下:

(1)  $g(x,y)$  与  $(-1)^{x+y}$  相乘:

$$1 \leq x \leq 2M, 1 \leq y \leq 2N \quad (3.19)$$

(2) 对  $g(x,y) \cdot (-1)^{x+y}$  进行离散傅里叶变换,然后得到  $G(u,v)$ :

$$-M \leq u \leq M, -N \leq v \leq N \quad (3.20)$$

(3) 对傅里叶频谱进行归一化,然后得到  $|G'(u,v)|$ :

$$|G'(u,v)| = |G(u,v)| / \max(|G(u,v)|) \quad (3.21)$$

(4) 对归一化后的傅里叶频谱取自然对数运算。

(5) 在  $\ln|G'(u,v)|$  的  $(u,v)$  平面内提取  $u = 0$  部分,即频域 Y 坐标轴上的数据。

(6) 使用  $\ln|G'(0,v)|$  并结合近似等腰三角形模型去重建  $\ln|F'(0,v)|$ 。

(7) 使用式(3.10)计算  $-\alpha|v|^{2\beta}$  的值。

(8) 从  $-\alpha|v|^{2\beta}$  中提取合适的的数据,然后使用最小二乘法估计  $\alpha$  和  $\beta$  的值,最后获得 PSF

$$H(u, v) = e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta}。$$

### 3.3 小结

本节首先分析了大气湍流退化点扩散函数的估计的一般方法，并从中推导出了用于最小二乘拟合的数学公式，并得知了估计出点扩散函数的要点和难点所在。其次依据本文的研究背景，重点分析了大视场、远距离条件下拍摄得到清晰自然图像，通过数值模拟以及对比分析图像退化前后的频谱变化，得出了关键先验知识：大视场，远距离条件下拍着的自然图像其频谱有着相似的形状，频谱形状近乎固定，且退化后频谱高频分量变化不大，中低频分量被压低。基于这样的结论本节提出了清晰图像频谱的近似等腰三角形简化模型，结合退化前后图像频谱的关系，本节利用退化后的图像频谱重建了清晰图像的频谱，最后提取出估计点扩散函数所必须的数据，并采用最小二乘拟合方法得到了点扩散函数的参数，获得了点扩散函数，为后面图像复原奠定了基础。

## 第四章 大气湍流退化图像复原及实验结果分析

### 4.1 大气湍流退化图像复原

#### 4.1.1 大气湍流退化图像复原过程归纳

本算法主要针对大视场，远距离条件下获得的长曝光大气湍流退化图像进行复原。如果图像符合这些规定的性质，那么直接从下面的步骤（2）开始进行大气湍流退化图像的复原。如果获得的图像是同样场景下的短曝光大气湍流退化图像，那么复原之前应先将多张连续图像转换成单张长曝光大气湍流退化图像，即该条件下图像复原必须从步骤（1）开始。

- （1）对连续多张短曝光大气湍流退化光图求和取平均将其转换为一张长曝光大气湍流退化光图像。
- （2）根据 2.2 节的分析，估计长曝光大气湍流退化图像点扩散函数时取  $\beta = 5/6$ 。
- （3）使用利用近似等腰三角形模型去重建  $\ln|F'(0, v)|$ ，然后使用最小二乘法估计  $\alpha$ 。
- （4）使用维纳滤波和新获得点扩散函数去复原长曝光图像。

$$F^{\wedge}(u, v) = \left[ \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right] G(u, v) \quad (4.1)$$

$K$  的取值范围是从 0.01 到 0.001。

- （5）最后使用傅里叶逆变换获得清晰图像。

#### 4.1.2 大气湍流退化图像复原实验

本课题在研究的过程中进行了大量的实验，本节中给出三组长曝光大气湍流退化图像进行复原实验结果：(1)航拍、(2)桥、(3)田园风景 1。针对每组图片首先使用本文提出的点扩散函数估计算法求取大气湍流退化点扩散函数，其次采用 APEX 算法估计相对应的点扩散函数，然后采用同样复原算法进行图像复原。

(1)航拍：图 25 是输入退化图像，由人工添加噪声获得，但是 PSF 参数的准确值未知。使用本文提出的算法，首先设定  $n_1 = 10$ ,  $n_2 = 5$ ,  $scale = 100$ ,  $\varepsilon_1 = 0$ ,  $\varepsilon_2 = 0.5$ ，然后获得点扩散函数形式为  $H(u, v) = e^{-0.001335(u^2+v^2)^{5/6}}$ ，复原结果在图 26 中进行了显示。使用 APEX 算法估计出点扩散函数为  $H(u, v) = e^{-0.003069(u^2+v^2)^{5/6}}$ ，图 27 为复原出



的效果图。



图 25 输入退化图像 (航拍)



图 26 本文算法恢复出的复原图像 (航拍)



图 27 APEX 算法估计的点扩散函数恢复的复原图像（航拍）

（2）桥：图 28 是一张等效长曝光大气湍流退化图像由 46 张连续短曝光大气湍流退化图像转换而来。使用本文的复原算法时设定  $n_1 = 5$ ,  $n_2 = 5$ ,  $scale = 140$ ,  $\varepsilon_1 = 0.4$ ,  $\varepsilon_2 = 0.5$ , 然后估计得到的点扩散函数为  $H(u, v) = e^{-0.001013(u^2+v^2)^{5/6}}$ , 图 29 为复原后的图像。使用 APEX 算法对点扩散进行估计, 获得  $H(u, v) = e^{-0.002889(u^2+v^2)^{5/6}}$ , 复原后的图像如图 30 所示。



图 28 输入图像(桥)



图 29 本文算法恢复出的复原图像（桥）



图 30 APEX 估计的 PSF 恢复出的复原图像（桥）

(3) 田园风景 1: 图 31 由人工添加高斯模糊得到。使用本文复原算法前先设定  $n_1 = 10$ ,  $n_2 = 10$ ,  $scale = 90$ ,  $\varepsilon_1 = 0.4$ ,  $\varepsilon_2 = 0.5$ , 然后估计得到的点扩散函数为  $H(u, v) = e^{-0.001245(u^2+v^2)^{5/6}}$ , 图 32 为复原后的图像。使用 APEX 算法对点扩散进行估计, 获得  $H(u, v) = e^{-0.003312(u^2+v^2)^{5/6}}$ , 复原后的图像如图 33 所示。



图 31 输入图像（田园风景 1）

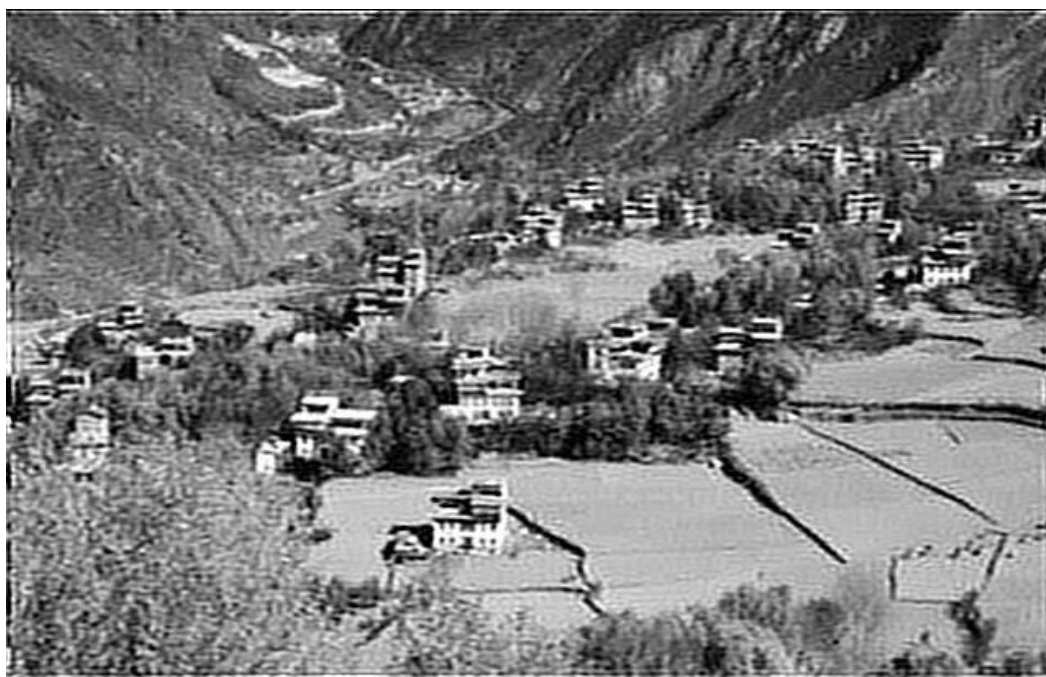


图 32 本文算法恢复出的复原图像（田园风景 1）



图 33 APEX 估计的 PSF 恢复出的复原图像（田园风景 1）

## 4.2 大气湍流退化图像复原结果客观评价

通过上面三组实验，能看出本文提出的点扩散函数估计算法复原前后图像视觉效果有了明显的改善，模糊现象降低，同时能获得更多的细节，且图像复原过程中也没有引入其他噪声。对比本文提出的算法和 APEX 算法，由于本文算法直接依据图像的频谱特征，因此获得点扩散函数更准确，针对大视场、远距离条件下获得的长曝光大气湍流退化有更好的复原效果。

### 4.2.1 图像复原客观评价指标

本实验将灰度平均梯度值和拉普拉斯梯度值作为客观评价计算准则，以客观的说明图像复原前后效果提升的具体程度<sup>[50]</sup>。

GMG 灰度平均梯度值（Gray Mean Grads, GMG）是分别将图像长度和宽度方向上的相邻像素灰度值做差后求平方和再求平方根，GMG 能较好地反映图像的对比度和纹理变化特征，其值越大表示图像质量越好。GMG 的计算公式如下：

$$Sum_{GMG} = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[g(i,j+1)-g(i,j)]^2 + [g(i+1,j)-g(i,j)]^2}{2}} \quad (4.2)$$

$$GMG = \frac{\text{Sum } GMG}{(M-1)(N-1)} \quad (4.3)$$

LS 拉普拉斯梯度值 (Laplacian Sum, LS) 是对每一个像素在  $3 \times 3$  的领域内采用拉普拉斯算子得到 8 邻域微分值, 然后在图像范围内求和, 一般图像越清晰, 轮廓越鲜明则每一个像素附近的灰度值变化越大, LS 值就越大。LS 的计算公式如下:

$$Sum_{LS} = \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} \left| \begin{array}{c} 8 \cdot g(i, j) - g(i, j-1) - g(i-1, j) - \\ g(i+1, j) - g(i, j+1) - \\ g(i-1, j-1) - g(i-1, j+1) - \\ g(i+1, j-1) - g(i+1, j+1) \end{array} \right| \quad (4.4)$$

$$LS = \frac{\text{Sum } LS}{(M-2)(N-2)} \quad (4.5)$$

对于尺寸为  $M \times N$  的图像, GMG、LS 的值越高图像质量越好。

#### 4.2.2 大气湍流退化图像复原客观评价计算结果

表 1 退化图像和复原图像的 GMG 值

GMG	原图	APEX 算法	本文算法
航拍	6.0297	12.0813	12.2454
桥	2.8476	7.3231	7.6243
田园风景 1	4.8695	22.8875	23.7845

表 2 退化图像和复原图像的 LS 值

LS	原图	APEX 算法	本文算法
航拍	19.1108	37.4703	50.0790
桥	11.0164	20.8380	34.6184
田园风景 1	13.8058	82.5273	92.5941

通过表 1 反映出不管是 APEX 算法还是本文算法都能提高图像的对比度和纹理, 且都有两倍以上提升。表 2 进一步说明了, 本文算法相比 APEX 算法, 其复原图像拥有更清晰的轮廓, 这也客观的验证了本文算法复原图像要比 APEX 算法复原图像视觉效果好的。

### 4.3 小结

本节首先对本文提出算法的适用范围进行了说明, 其次对大气湍流退化图像的复原

步骤进行了归纳，然后选取了三组长曝光大气湍流退化图像进行复原实验，最后将复原前后的结果进行了主客观评价。通过实验测试证实了本文提出的算法所复原出的图像分辨力显著提高，图像细节显著增加，有较好的视觉效果，同时不引入其他噪声，克服了APEX算法存在的某些不足。

## 第五章 大气湍流退化图像复原技术 DSP 实现

### 5.1 硬件需求分析

本硬件系统需要根据上位机发送的指令要求完成对标准视频信号的采集(将模拟视频信号进行数字化)、存储、处理(完成图像复原)以及输出(将数字图像数据转化为模拟视频信号)，且整个过程必须满足实时性的要求。

系统数据量分析：

该系统的输入信号为标准 PAL 制视频信号，其信号格式符合国际电信协会提出的 ITU-R601/656 (CCIR601/656) 中的 BT.656 标准。BT.656 除了传输 4:2:2 的 YCbCr 视频数据流外，还有行、列同步所用的控制信号<sup>[51]</sup>。如图 34 所示，一帧图像数据由一个 625 行、每行 1728 字节的数据块组成。其中，23~311 行是偶数场视频数据，336~624 行是奇数场视频数据，其余为垂直控制信号。



图 34 完整帧数据结构

BT.656 每行的数据结构如图所示：

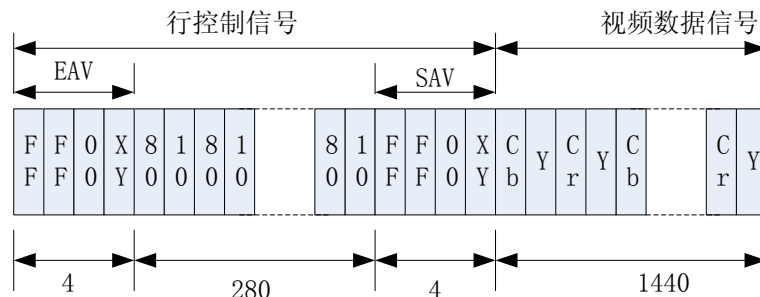


图 35 BT.656 每行数据结构

图 35 中，每行数据包含水平控制信号和 YCbCr 视频数据信号。视频数据信号排列顺序为 Cb-Y-Cr-Y。每行开始的 288 字节为行控制信号，开始的 4 字节为 EAV 信号(有效视



频结束),紧接着 280 个固定填充数据,最后是 4 字节的 SAV 信号(有效视频起始)。SAV 和 EAV 信号有 3 字节的前导: FF、FF、00;最后 1 字节 XY 表示该行位于整个数据帧的位置及如何区分 SAV、EAV。XY 字节各比特位含义如图 36。

bit7	1
bit6	F
bit5	V
bit4	H
bit3	$P3 = V \text{ XOR } H$
bit2	$P2 = F \text{ XOR } H$
bit1	$P1 = F \text{ XOR } V$
bit0	$P0 = F \text{ XOR } V \text{ XOR } H$

图 36 EVA/SAV 中 XY 字节各比特含义

图 36 中,最高位 bit7 为固定数据 1; F=0 表示偶数场, F=1 表示奇数场; V=0 表示该行为有效视频数据, V=1 表示该行没有有效视频数据; H=0 表示为 SAV 信号, H=1 表示为 EAV 信号; P3~P0 为保护信号,由 F、V、H 信号计算生成;  $P3 = V \text{ XOR } H$ ;  $P2 = F \text{ XOR } H$ ;  $P1 = F \text{ XOR } V$ ;  $P0 = F \text{ XOR } V \text{ XOR } H$ 。

经过上面的分析可知每帧视频信号有  $720 \times 576$  个像素,若每个像素用 8bit 数据进行编码那么一帧视频信号中图像数据量  $720 \times 576 \times 8 \text{bit} = 405 \text{KB}$  为。同时 PAL 制视频信号每秒有 25 帧,那么整个硬件系统每秒最少需要处理的数据量为  $405 \text{KB} \times 25 \approx 9.89 \text{MB}$ 。系统要实现实时处理必须在两帧间隔时间即 40ms 完成对一帧图像 405KB 的数据完成读取、存在、处理以及输出。

系统计算量分析:

在图像采集的过程本文将相机的曝光时间设置到 25ms,以使获得的图像尽量符合长曝光大气湍流退化图像,这样就可以采用本文提出的大气湍流退化图像复原算法了,且在对退化图像进行复原时可省略对多张图像取平均这一步骤。

本算法计算负荷主要在 FFT (Fast Fourier Transform, 快速傅里叶变换) 运算和 IFFT (Inverse Fast Fourier Transform, 快速傅里叶逆变换) 运算<sup>[52]</sup>。对于 N 点的数据进行 FFT 运算需要  $N \log_2 N$  次复数的乘法和加法。所以要硬件实现对视频信号的实时复原对 DSP 的运算能力和程序结构提出了很高的要求。

## 5.2 硬件构架设计

为了适应高速数据读写和高计算负荷的要求,参照目前已有的成熟的设计方案,本

设计拟考虑采用 FPGA 或者 DSP 作为主芯片进行系统设计<sup>[53][54]</sup>。

FPGA (Field Programmable Gate Array, 现场可编程门阵列) 的一个重要的应用领域就是数字信号处理, 随着 FPGA 密度和速度的提高, 现在 FPGA 已经可以胜任一些原来只有专业芯片或者多 DSP 才能完成的计算任务。首先, FPGA 支持并行和流水结构。这样可以通过多个处理单元 (PE) 的并行工作, 实现高性能的数字信号处理。特别适合那些结构性好, 数据量大的算法实现, 比如快速傅里叶变换 (FFT)、数字滤波算法 (FIR) 等。其次, FPGA 内部越来越多的内嵌了 DSP 乘法模块。这些模块是硬件模块, 运行速度很高, 特别适合那些需要大量乘法计算的算法<sup>[55]</sup>。其中 Xilinx 公司 Virtex 系列高端 FPGA 的乘法运算性能已经超过了 100GMAC 的水平。远超过通用的 DSP 芯片, 接近了专用处理芯片 (ASIC) 的能力。

但是目前 FPGA 系统主要设计手段还是通过硬件描述语言 (HDL) 来描述完成的<sup>[56]</sup>。对于大型复杂的算法实现, 设计人员需要做大量的结构设计和仿真验证工作。而且, FPGA 是基于硬件连线可编程的器件, 因此不支持在线调试功能。

DSP 芯片是基于软件可编程的, 开发语言是 C 语言, 个别场合需要汇编语言。相对于 HDL 语言, C 语言更容易让初学者接受, 因此 DSP 芯片在信号处理领域得到了广泛的应用。C 语言属于高级语言, 因此在 DSP 上描述复杂算法的难度要低于 FPGA, 另外, DSP 芯片的结构也适合数据量大, 重复性高的算法。特别是乘法累加计算 (MAC) 密集和 for 循环密集的计算<sup>[57]</sup>。

由于 DSP 是基于软件可编程, 因此不可避免的问题就是功耗大, 处理能力受到主频的限制等不足。而且, DSP 芯片的数据量受到总线位宽的限制, 不能应付高速数据流处理要求。通用 DSP 的接口扩展能力有限, 不能直接和 ADC 或者 DAC 芯片互联。DSP 需要外部的逻辑器件来配合才能实现数据采集或者输出, 例如 CPLD 或者 FPGA

经过上一节中的数据量、计算量分析, 若只采用 FPGA 芯片, 在图像采集以及逻辑控制方面比较容易实现, 但是在进行 FFT 和 IFFT 以及图像数据的频域处理时不仅 FPGA 资源消耗大而且开发难度高, 这样直接导致基于单 FPGA 硬件系统开发周期长风险大。若只采用 DSP 芯片, 虽然目前高性能的 DSP 能达到 1GHZ 的主频, FFT 和 IFFT 计算方面能满足要求, 但是在使用 DSP 实现图像采集和逻辑控制方面仍然困难重重, 综合考虑成本, 开发难度和开发风险本文选择了 DSP+FPGA 的双芯片系统, 基于 FPGA+DSP 的信号处理系统可以同时具备 FPGA 和 DSP 的优势。在 FPGA 中完成视频信号的采集、

存储和输出, 在 DSP 中完成 FFT 和 IFFT 以及相关频域处理<sup>[58, 59, 60]</sup>, 其系统框图如图 37 所示。

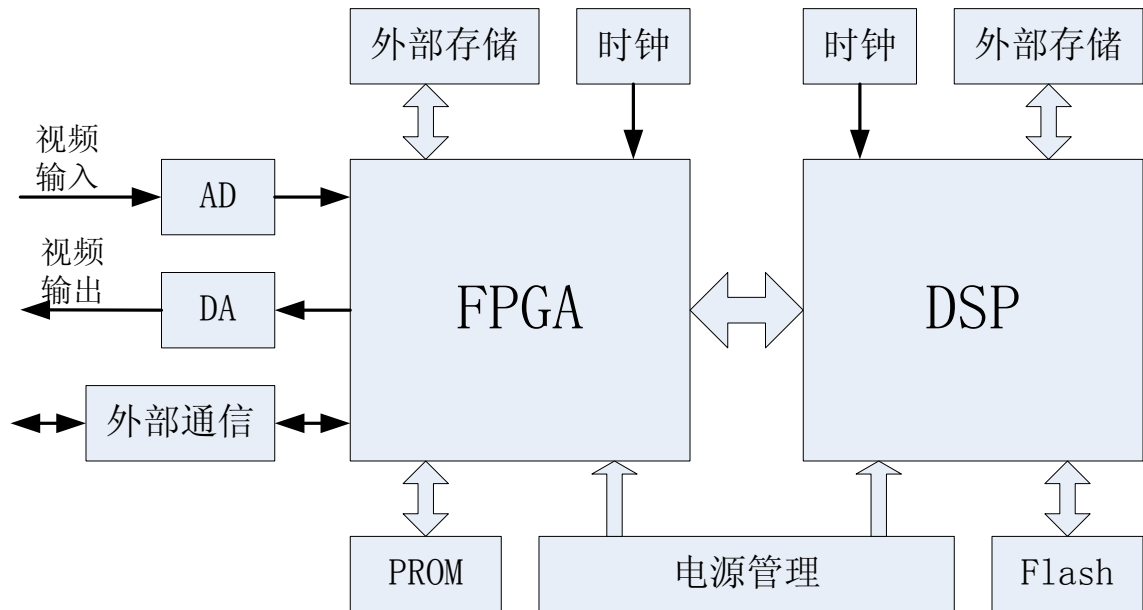


图 37 FPGA+DSP 双芯片视频处理框图

## 5.3 PCB 设计

### 5.3.1 电路原理图设计

电源系统设计: 整个系统输入电压为+5V, 然后由电源芯片分别转换出+3.3V, +2.5V, +1.8V, +1.2V。且 AD 和 DA、FPGA 及其外设、DSP 及其外设分别由各自独立的电源芯片提供所需电压。

AD 和 DA 系统设计: AD、DA 芯片均为+3.3 和+1.8V 供电。AD 芯片输入为标准 PAL 制模拟视频信号, 输出为 8 位数字图像灰度值 (P0-P7)、水平同步信号 (HS)、垂直同步/场同步信号 (VS/FIELD)、载波时钟频率输出 (SFL)、中断请求输出信号 (INTRQ) 以及行锁定时钟输出信号 (LLC)。该组信号中除 LLC 与 FPGA 专用时钟信号管脚连接外其余均与 FPGA 的通用 I/O 管脚连接。DA 芯片输出为标准 PAL 制模拟信号, 输入为 8 为数字图像灰度值 (P7-P0)、水平同步输入信号 (HSYNC)、场同步/垂直同步输入信号 (FIELD/VSYSN)、消隐输入信号 (BLANK)、时钟输入信号 (CLOCK), 该组信号除时钟信号与 FPGA 的专用时钟连接外其余均与 FPGA 通用 I/O 信号管脚连接。

FPGA 系统设计: +3.3V 给 IO 供电, +2.5V 和+1.2V 分别给芯片内核供电; 外部存

储芯片采用 SRAM, 3.3V 供电, 除 VCC、GND 信号线外其余的数据信号线, 地址信号线以及控制信号线均与 FPGA 程序通用 I/O 管脚相连; FPGA 程序采用外部专用 PROM 芯片进行存储, 供电电压为+3.3V 和+1.8V。JTAG 接口采用主串模式 (Master Serial)。

DSP 系统设计: +3.3V 给 IO 供电, +1.2V 给芯片内核供电; 外部存储采用 SDRAM, 3.3V 供电, 除 VCC、GND 信号线外, 其余的数据信号线, 地址信号线以及控制信号线分别与 DSP 芯片 EMFA 接口相关信号线进行连接; 程序采用外部 FLASH 芯片进行存储, 3.3V 供电, 出 VCC、GND 信号线外, 其余数据信号线, 地址信号线以及控制信号线分别与 DSP 芯片的 EMFB 接口的相关信号线进行连接。

FPGA 与 DSP 之间的通信设计: FPGA 和 DSP 之间的交互采用 DSP 芯片的 EMFA 总线接口和 FPGA 的通用 I/O 接口进行数据通信。在实际电路中 DSP 芯片 EMFA 接口同时连接了 SDRAM 外部存储芯片和 FPGA 通用 I/O 引脚, 通过复用的形式来选通 SDRAM 还是 FPGA。

通信接口设计: FPGA 先通过 RS232 接口将通信信号输出, 然后采用一块 RS232 和 RS422 互转芯片将其转换成 RS422 的形式再与上位机进行通信。

### 5.3.2 PCB 设计

由于 FPGA 和 DSP 均为 BGA 封装, 引脚数量众多, 因此 PCB 采用了 10 层板设计。同时整个电路板上既有模拟器件也有数字器件, 因此系统的电磁兼容性设计就显得非常重要。在本设计中模拟器件和数字器件分别采用独立的电源芯片进行供电, 在 PCB 平面层分割时将模拟 VCC 和数字 VCC, 模拟地和数字地分割开来, 需要共地、共电源的部位采用相关隔离器件进行处理。同时电源层、地层以及信号层采用交替对称分布。

## 5.4 程序设计以及软硬件调试

### 5.4.1 硬件调试

硬件调试部分主要包括器件焊接与电气特性测试。当设计的电路板生产出来后, 首先进行电器特性的基本检查, 测试相关部位的通断情况。其次焊接电源部分相关器件, 并测试每个输出电压是否正常, 确保电压的纹波、峰峰值在芯片手册所规定的范围内。如果电源测试均正常后就开始焊接 FPGA 和 DSP 芯片, 然后焊接 AD、DA 以及 FPGA

的外围所有相关器件。通电测试检查空载情况下的电流值是否正常。FPGA 外围电气测试通过后则进行 DSP 外围所有器件焊接与测试。

本阶段的硬件调试保证了硬件设备在焊接后能投入到软件调试的使用当中，但是实际经验表明，该阶段不能百分之百保证硬件环节没有任何问题，例如：芯片管脚虚焊等就很难在该阶段查出。剩下的隐性问题都需要在软件调试环节进一步检验排查。

#### 5.4.2 软件设计及调试

软件设计主要分为三大块：第一，AD/DA 配置和串口通信程序设计，该部分全部由 VerilogHDL 语言在 FPGA 中实现。第二，FPGA 中图像数据管理程序设计，包括采集图像数据的乒乓缓存，DSP 处理完的图像数据的输出，该部分全部由 VerilogHDL 语言在 FPGA 中实现。第三，DSP 缓存图像数据、FFT、图像频域处理、IFFT 以及将处理完的图像数据传输给 FPGA 程序设计，该部分程序全部由 C 语言在 DSP 中实现。

虽然软件设计部分已经被分成了三部分，但在系统内部数据流和控制流在三个模块之间是紧密联系。下图即为系统内部数据流和控制流的运动框图。

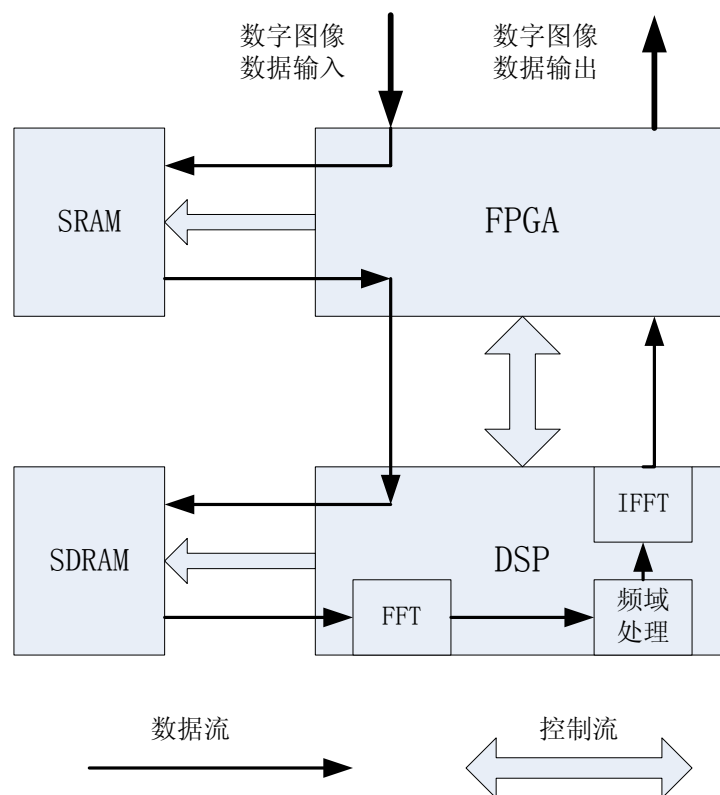


图 38 DSP+FPGA 系统数据流控制流图

从上图可以看到：首先，图像数据由 FPGA 存储到片外两片 SRAM 中，两片 SRAM 之

间是乒乓切换的, 当 SRAM\_A 存满一帧图像数据后, 立即由 DSP 进行读取, 接下来的一帧图像则存储到 SRAM\_B 中, 当存满一帧图像后由 DSP 进行读取, 然后再对 SRAM\_A 进行存储, 由此乒乓切换, 以保证任何一帧图像在任意时刻只有一种状态即要么正在存储要么正在读取, 中间不存在等待, 节约了系统时间。其次, DSP 通过 EMFA 总线接口将 SRAM 中的图像数据经由 FPGA 读取出来, 再通过复用 EMFA 总线将图像数据存储到 DSP 的外部 SDRAM 中。再次然后进行 FFT 变换, 频域处理, IFFT 变换。最后, 处理后的图像数据通过 EMFA 总线接口传输给 FPGA, 然后输出。

考虑到使用 DSP 进行 FFT 和 IFFT 运算时参与运算的点数必须为  $2^N$ , 即 2 的幂次方, 因此本硬件实现过程中采用从  $720 \times 576$  的一帧图像截取  $512 \times 512$  大小的部分图像进行复原处理。FFT 和 IFFT 运算的核心代码使用 TI 公司提供的库函数 DSP\_fft16x16t。经过代码优化 DSP 在 1GHZ 的主频下处理一帧图像要 35ms, 因此能满足每秒 25 帧的要求。

## 5.5 硬件实现结果

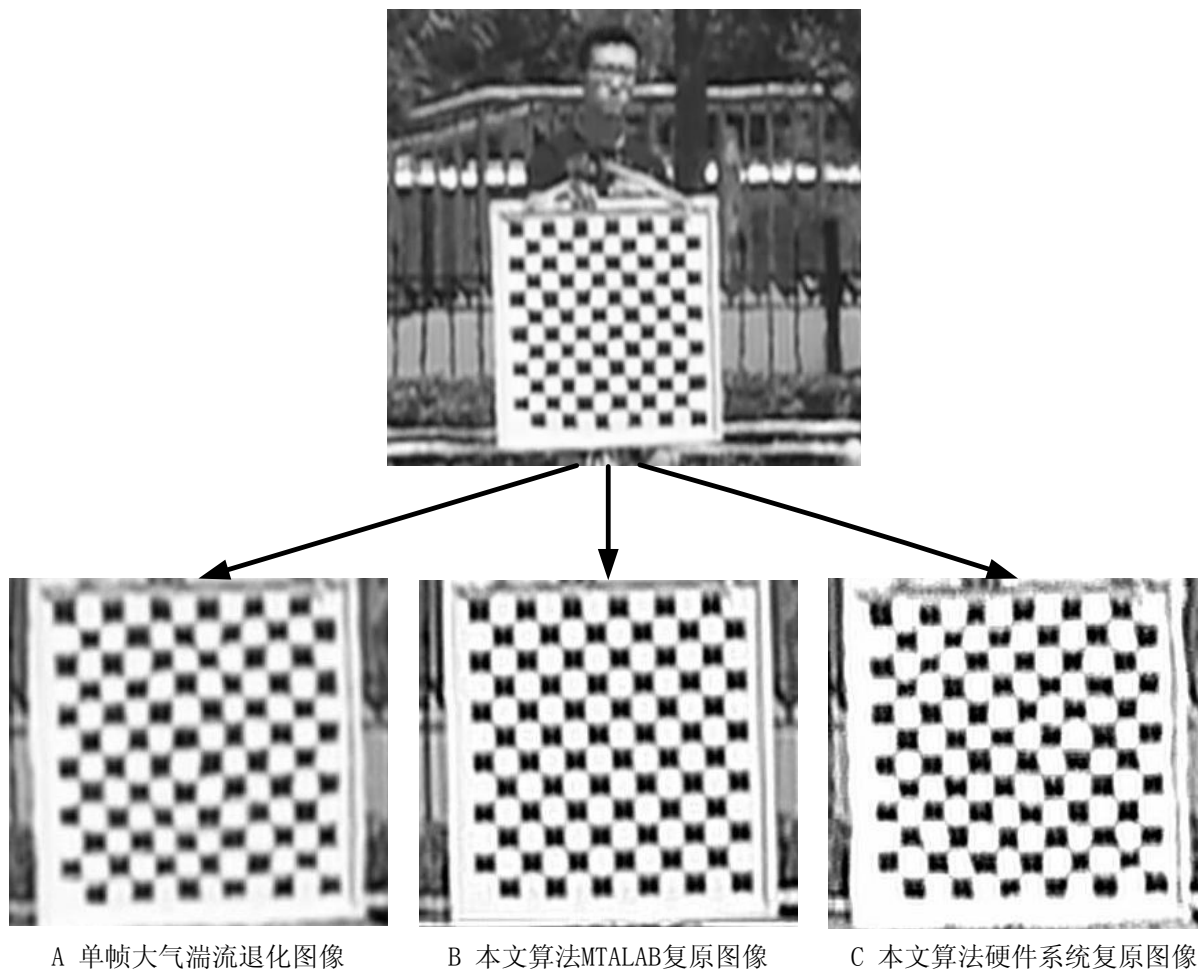


图 39 硬件实现结果图

图 39 即为硬件实现大气湍流退化图像实时处理的效果图。其中图 A 是单帧大气湍流退化图像，图 B 为本文提出的算法在 MATLAB 中针对图 A 的复原效果，图 C 为硬件系统复原的效果图。对比图 A 和图 B 能发现 A 图中的畸变和虚边都得到了很好的修复。对比图 A 和图 C 能发现虽然这对畸变的修复不如图 B 中效果好，但是图 A 中的虚边也得到了很好的修复。由于硬件实现 FFT 以及 IFFT 采用的是定点 DSP 芯片和在 PC 机中实现相比存在精度损失，因此在硬件系统中的处理效果稍逊于 PC 机中实现的效果。

## 5.6 小结

本节首先分析了模拟视频信号的内容，同时分析了一帧图像大概的数据量。根据实时性的要求，调研了当前主流的视频信号处理芯片。结合本课题的相关要求最终确定了

采用 DSP+FPAG 的双芯片硬件处理系统。在完成系统设计后介绍了电路原图和 PCB 设计相关内容，然后针对硬件调试过程中的注意事项进行了说明，同时针对软件调试过程芯片之间的控制流和信号流进行详细说明，最后给出了硬件系统的处理结果，并分析了实验结果。



## 第六章 总结与展望

大气湍流退化图像复原是图像复原技术的一个重点应用领域,同时随着计算机技术,数学理论,大气物理和图像处理技术的不断发展,大气湍流退化图像复原技术不论在理论上还是实际应用中都取得了飞速发展,并扩展到当今众多的科学技术领域。本文从大气湍流退化图像复原研究背景及发展现状出发,针对光学图像受大气湍流退化这一个问题并根据实际应用需要,在明确工程背景、大气湍流的基本性质及图像退化的数学过程前提下,重点研究了大视场、远距离条件下采集的自然图频谱特征,经过数学模拟其退化过程,研究了退化前后频谱变化规律,并最终提出了一种长曝光大气湍流退化图像点扩散函数估计算法,通过该算法能更准确的获得图像退化的点扩散函数,为图像的复原及实际应用提供新的发展方向与途径。

总结起来,本文在以下三个方面取得了进展:

第一:依据具体的应用背景,本文将大视场,长距离拍摄过程中因大气湍流而退化的图像作为自己的研究对象,依据光在大气中的传输与成像相关理论,本文深入研究了长曝光大气湍流退化图像和短曝光大气湍流退化图像各自的退化特点和相应点的扩散函数。

第二:本文通过统计分析大量的大视场、长距离条件下获得的清晰图像的频谱特征,并通过数学方法模拟这些图像受到长曝光大气湍流退化过程的降质,然后对比分析退化前后图像频谱的变化,最终得出该类图像频谱有着大致相似的形状。基于这些固定的形状本文提出了简化清晰图像频谱计算的近似等腰三角形模型,利用该模型结合长曝光大气湍流退化图像,就能估计出点扩散函数的参数,然后得到点扩散函数,并最终完成大气湍流退化图像复原。

第三:本文在提出了新的长曝光大气湍流退化点扩散函数估计方法以后并将其应用于图像复原,同时还开发了对应的硬件系统。通过该硬件系统的开发不仅验证了本文算法能应用于实时处理系统,同时还为以后实际应用打下了一定的理论和工程基础。

大气湍流退化图像复原近年来受到了越来越广泛的关注,大气湍流退化点扩散函数模型及图像复理论的发展也越来越得到完善,许多学者从模型上,理论上,应用上分别展开了对大气湍流退化图像复原的深入研究,本文的研究虽然力求有较强的实用性,但是由于受到多方面的限制,在理论和工程应用等方面存在很多的有待深入和改进之处,

需要在以后的工作中继续深入研究。概括起来,尚需在以下几个方面开展进一步的工作。

第一:本文算法目前主要应用于长曝光大气湍流退化图像点扩散函数的复原,针对短曝光大气湍流退化图像的点扩散函数的估计还有待进一步的研究。

第二:本文在估计长曝光大气湍流退化点扩散函数时通过简化模型暂时忽略了噪声项的影响,然而实际环境下的噪声是不可避免的,所以如何处理噪声污染的退化图像有待于进一步的研究。

第三:本文设计的硬件系统使用 **FPGA** 进行图像采集, **DSP** 进行 **FFT**、频域处理以及 **IFFT**,目前虽然也能满足实时处理的需求,但是要是处理更高帧频的视频信号可能就无法满足要求了,若只采用单 **FPGA** 芯片的硬件系统,虽然开发难度高,算法实现困难大,但是这样的系统能适应更高帧频的视频信号。所以开发基于单 **FPGA** 的图像处理硬件系统也是今后工作的一个重点。

## 参考文献

- [1] 误建 杨春平 刘建斌. 大气中的光传播理论[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2005: 250-263
- [2] 张逸新 迟泽英. 光波在大气中的传输与成像[M]. 北京: 国防工业出版社, 1997: 176-184
- [3] 吴斌 吴亚东 张红英. 基于变分偏微分方程的图像复原技术[M]. 北京: 北京大学出版社, 2008: 10-15
- [4] Fried D L. Optical Resolution Through a Randomly Inhomogeneous Medium for Very Long and Very Short Exposures[J]. Opt Soc, 1966, 56(10):52-61
- [5] Hufnagel R. Modulation transfer function associated with image transmission through turbulent media[J]. Opt Soc, 1964,54(1):52-61
- [6] 耿则勋 陈波 王振国. 自适应光学图像复原理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 22-27
- [7] David H.Tofsted. Reanalysis of turbulence effects on short-exposure passive imaging[ J]. Optical Engineering, 2011,12(8):145-153
- [8] Alfred S. Carasso.Linear and Nonlinear Image Deblurring: A Documented Study[J] .SIAM Journal on Numerical Analysis, 1999,36(6):1659-1689
- [9] David S. C. Biggs, Mark Andrews. Asymmetric iterative blind deconvolution of multiframe images[J]. SPIE ,1998,3461(7):328-338
- [10] David Dayton, John Gonglewski. Least Squares Blind Deconvolution of Air to Ground Imaging[J]. Proceedings of SPIE,2005,5981(01):1-8
- [11] Chen Bo, Geng Ze-xun, Zhu Shu-long, et al. Enhanced RL-IBD algorithm for image restoration[J]. Proc. of SPIE,2008, 7285(1M):1-9
- [12] 余国亮 张天序 洪汉玉, 等. 基于贝叶斯理论的湍流退化图像复原方法研究[J].中国图象图形学报,2004,10(9):14-17
- [13] Mathieu Aubailly, Mikhail A. Vorontsov, Gary W. Carhart, et al. Image enhancement by local information fusion with pre-processing and composed metric[J]. SPIE,2008, 7090 (06):1-8

- [14] Talor W.Lawrence, J.Patrick Fitch, Dennis M.Goodman. Extended-image reconstruction through horizontal path turbulence using bispectral speckle interferometry [J]. Optical Engineering,1992,31(3):627-636
- [15] Gregory C. Dente, Michael L. Tilton. New Phasor Reconstruction Methods for Speckle Imaging[J]. Proc. of SPIE,2010,7816(0B):1-17
- [16] Adolf W.Lohman, Bernhard Wirinizer. Tripple Correlations[J]. Proceeding of the IEEE, 1984,72(7):889-901
- [17] Qiang LU, Shaoqun ZENQ, Qingming LUO ,et al. Recovery from Short Exposure Images Using the Triple Correlation[J]. SPIE,2005, 3963(7):43-48
- [18] Alfred S. Carasso and David S. Bright. APEX blind deconvolution of color Hubble space telescope imagery and other astronomical data[J]. Optical Engineering,2006,45(10):1-14
- [19] Alfred S. Carasso, David S. Bright and Andras E. Vladar. APEX method and real-time blind deconvolution of scanning electron microscope imagery[J]. Optical Engineering,2002,41(10):2499-2514
- [20] 吴显金. 自适应正则化图像复原方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学,2006:10-15
- [21] 曹瑛,李志永,杜坤,等. 湍流效应退化图像的数值模拟和仿真计算[J]. 计算机仿真,2008,25(4):186-189
- [22] 洪汉玉, 张天序. 基于各向异性和非线性正则化的湍流退化图像复原[J]. 宇航学报, 2004,25(1):6-11
- [23] 李庆菲. 大气湍流退化图像的复原研究[D]. 安徽:合肥工业大学,2007:23-30
- [24] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 224-226
- [25] 阮秋琦 阮宇智. 数字图像处理[M]. 北京: 电工工业出版社, 2003:175-178
- [26] 章秀华, 洪汉玉, 魏云涛. 大气湍流图像像素偏差机理分析[J]. 计算机与数字工程,2009,37(4):112-114
- [27] Wufan Chen, Ming Chen, Jie Zhou. Adaptively Regularized Constrained Total Least-Squares Image Restoration[J]. IEEE Transactions on image processing,2000,9(4):588-596

- [28] Lihong Yang, Jianyue Ren. Remote Sensing Image Restoration using Estimated Point Spread Function[A]. 2010 International Conference on Information, Networking and Automation[C].USA:IEEE,2010:48-52
- [29] Feng-qing Qin, Jun Min<sup>1</sup>, Hong-rong Guo. A Blind Image Restoration Method Based on PSF Estimation[A]. Software Engineering, WRI World Congress on [C]. USA: IEEE Computer Society,2010:173-176
- [30] Christine Bondeau, Elbay Bourennane. restoration of images degraded by the atmospheric turbulence[J]. Proceedings of ICSP, 1998, 4325(5):1056-1059
- [31] Mikhail A. Vorontsov, Mathieu Aubailly, Rensheng Dou. Turbulence effect mitigation using adaptive optics post-processing of holographically recorded short-exposure images[J]. Proc. of SPIE,2007, 6708(0A):1-6
- [32] Keith T.Knox, Brian J. Thompson. Recovery of image atmospherically degraded short-exposure photographs[J]. The Astrophysical Journal,1974, 193(1):L45-L48
- [33] Richard L. White. Image restoration using the damped Richardson-Lucy method[J]. SPIE,1996, 2198(10):1342-1348
- [34] David S. C. Biggs and Mark Andrews. Acceleration of Iterative Image Restoration Algorithms[J]. Applied Optics, 1997,36(8):1766-1775
- [35] William Hadley Richardson. Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration[J]. Journal of The Optical Society Of America,1972,62(1):55-59
- [36] [23-4]L.B Lucy. An iterative technique for the rectification of observed distributions[J]. The Astronomical Journal,1974,79(6):745-754
- [37] Lane R G. Blind deconvolution of speckle image[J].Opt.Soc,1992,9(3):2-5
- [38] Chen Boa, Geng Ze-xuna, Zhu Shu-longa, et al. Enhanced RL-IBD algorithm for image restoration[J]. Proc. of SPIE,2008,7285(1M):1-9
- [39] Mathieu Aubailly, Mikhail A. Vorontsov, Gary W. Carhartb, et al. Automated video enhancement from a stream of atmospherically distorted images: the lucky-region fusion approach[J]. Atmospheric Optics. Proc. of SPIE,2009,7463(0C):1-10
- [40] Carmen J. Carrano. Speckle imaging over horizontal paths[J]. Proceedings of SPIE,2002, 4825(5):109-120

- 
- [41] C. J. Carrano and J. M. Brase. Adapting high-resolution speckle imaging to moving targets and platforms[J]. Proc. of SPIE,2004, 5409(6):96-105
- [42] Gregory C. Dente, Michael L. Tilton. New Phasor Reconstruction Methods for Speckle Imaging[J]. Proc. of SPIE,2010,7816(0B):1-17
- [43] Alfred S. Carasso. image restoration and diffusion process[J]. SPIE,1993,2035(2):256-266
- [44] Jianlin Zhang, Qiheng Zhang. Noniterative blind image restoration based on estimation of a significant class of point spread functions[J]. Optical Engineering,2007,46(7):1-8
- [45] A. Torralba and A. Oliva. Statistics of natural image categories[J]. Network: computation in Neural Systems,2003,14(3):391-412
- [46] D. J. Tolhurst, Y. Tadmor, and T. Chao. The amplitude spectra of natural images[J]. Ophthalmic Physiol,1992,14(12): 229–232
- [47] A. Vander Schaff, J. H. Van Hateren. Modelling the power spectra of natural images: Statistics and information[J]. Vision Res,1996,36(5):2759-2770
- [48] R. P. Millane, S. Alzaidi and W. H. Hsiao. Scaling and Power Spectra of Natural Images[J]. Image and Vision Computing,2003,25(18):148-153
- [49] 阮秋琦. 数字图像处理 MATLAB 版[M]. 北京:电子工业出版社,2009:103-143
- [50] Lihong Yang and Jianyue Ren. Remote Sensing Image Restoration using Estimated Point Spread Function[A]. 2010 International Conference on Information, Networking and Automation[C].China: IEEE,2011:48-52
- [51] 刘韬, 楼兴华. FPGA 数字电子系统设计与开发实例导航[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005: 245-249
- [52] 刘树棠, 黄建国. 离散时间信号处理 (第二版) [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2003: 512-527
- [53] Oren Haik, Yitzhak Yitzhaky, Yosef Lior, et al. Effects of image restoration on acquisition of moving objects from thermal video sequences degraded by the atmosphere[J]. Optical Engineering, 2006, 45(11):1-8
- [54] Michael R. Bodnara, Petersen F. Curt, Fernando E. Ortiz. An Embedded Processor for Real-Time Atmospheric Compensation[J]. Proc. of SPIE,2009, 7341(02):1-8

- [55] Clive Max Maxfield. The Design Warrior's Guide to FPGAs Devices Tool and Flows[M]. 杜生海.USA:TURING,2005:5-10
- [56] 夏宇闻. VerilogHDL 数字系统设计教程（第二版）[M]. 北京：北京航空航天大学, 2008： 15-20
- [57] 李方慧 王飞 何佩琨. TMS320C6000 系列 DSPs 原理与应用（第二版）[M]. 北京：电子工业出版社， 2003： 23-36
- [58] 刘洲峰 郭振峰. 一种基于 DSP 和 DPGA 的图像处理系统[J]. 现代电子技术,2005, 2(3):9-10
- [59] 鲁昌华 石洪源 梁银海,等. 基于 FPGA+DSP 的实时图像处理平台的设计与实现[J]. 电子技术应用,2007,12(5):5-7
- [60] 马锐 魏学业.一种 CCD 图像相关处理系统的 FPGA+DSP 实现[J]. 北方交通大学学报,2004,28(2):1-3

## 攻读硕士学位期间取得的学术成果

### 1 攻读硕士期间取得的学术成果:

- (1) 《A New Point Spread Function Estimation Approach for Recovery of Atmospheric Turbulence Degraded Photographs 》 Hong ZHANG, Qi GE, Lu LI, Yuecheng LI, Kaiyu XI. 2011 4th International Congress on Image and Signal Processing
- (2) 《A New Point Correspondence Algorithm for Image Stabilization Based on Lattice Matching 》 Kaiyu Xi, Hong Zhang, Lu li, Ruiming Jia, Qi Ge. 2011 4th International Congress on Image and Signal Processing



## 致谢

在北京航空航天大学读硕士学位近三年中，我得到了许多老师，领导和同学的悉心教导和热心帮助。学习期间，实验室良好的学术氛围及其广泛深入的讨论使我受益匪浅。在自动控制和数字图像处理的研究中王可东副教授和张弘教授对我进行了大量的指导，在与老师们的接触过程，他们对待科学研究的严谨创新态度和正直公正的人格对我产生了深远的影响。在数字信号处理硬件系统开发方面李岳成师兄给予的大量的指导，针对硬件研发中的困难师兄都给我细心分析讲解，师兄的对工程的探索精神深深的激励着我。在论文撰写方面我还要感谢李璐师兄，正是由于李璐师兄的细心指导才使我更快更好的完成了论文的撰写。

值此论文完成之际，我感谢北京航空航天大学带给我良好的学习环境，完备实验设备以及积极向上努力钻研的科研氛围。再次感谢我尊敬的导师王可东副教授和张弘教授。两年多来，导师百忙之中在学术上对我的指导和培养，在生活上对我的关心和关怀，使我终生难忘。在成长的历程中，我的点滴进步都浸透了他们的心血。导师的教导不仅使我懂得怎样去学习和开展研究工作，还使我懂得了生活中做人的道理和积极面对人生的态度，他们学术上的严谨端正、事业上的孜孜不倦、工作上的兢兢业业和生活中的平易近人使我铭记在心，也永远是我未来人生道理上的榜样。

感谢实验室的全体成员，特别感谢贾瑞明师兄、李璐师兄、李岳成师兄，宋平师姐、燕桂芳师姐、李嘉峰、裴开侯、赵倩。

最后感谢我的父母对我无微不至的关爱，以及所有关心并帮助过我的人们。