

中图分类号: TP391
学科分类号: 080200

论文编号: 1028716 13-S068

硕士学位论文

单帧运动模糊图像盲复原问题的研究

研究生姓名	李信一
学科、专业	计算机科学与技术
研究方向	数字图像处理
指导教师	刘宁钟 教授

南京航空航天大学

研究生院 计算机科学与技术学院

二〇一二年十二月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics

The Graduate School

College of Computer Science and Technology

Research on Blind Motion Deblurring Based on Single Image

A Thesis in

Computer Science and Technology

by

Li Xinyi

Advised by

Prof. Liu Ningzhong

Submitted in Partial Fulfillment

of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

December, 2012

承诺书

本人声明所呈交的硕士学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南京航空航天大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。

本人授权南京航空航天大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本承诺书）

作者签名：_____

日 期：_____

摘 要

为解决运动模糊图像盲复原问题，本文对图像反卷积算法、图像盲复原算法以及模糊核估计技术进行了研究，并建立单帧运动模糊图像的盲复原算法框架。实验表明本文算法对噪声环境下的运动模糊图像盲复原取得了较好的效果。主要工作分为以下几方面：

1) 研究分析当前图像复原技术。研究图像降质模型，回顾经典图像复原技术，对现有算法进行分类，并分析总结各种算法存在的优缺点。

2) 进一步研究了基于自然图像梯度分布的图像反卷积算法，它可采用高斯分布、超拉普拉斯分布等去拟合自然图像的梯度分布，其中超拉普拉斯模型最为复杂同时其效果也是最佳。但在有噪声的环境下，该算法存在一定缺陷，其复原图像的表面充斥着噪声。

3) 研究表明自然图像可运用稀疏表示技术在图像重建过程中排除噪声，从而达到降噪目的。针对上述算法的缺点，本文提出结合稀疏表示的反卷积算法，在该算法基础上加入稀疏表示正则化项以加强约束，从而在保持图像清晰边缘的同时平滑图像。本文将问题分解成图像更新优化和图像稀疏表示两个子问题来进行优化。

4) 建立单帧运动模糊图像多尺度盲复原框架。首先研究并分析运动模糊的成因及特性，然后运用冲击滤波器从模糊图像中预测出清晰边缘并估计模糊核，最后运用上述反卷积算法对图像进行复原。在模糊核估计迭代过程运用裁剪等方法修复模糊核，避免错误累积放大；使用多尺度策略解决大模糊问题；为提高计算效率，在模糊核估计过程采用简单的高斯分布模型反卷积算法，在最终图像复原时采用结合稀疏表示和超拉普拉斯分布先验知识的反卷积算法。

5) 实现一款二维码识别系统。在条码图像预处理阶段，运用本文算法来复原图像，使之具备了处理运动模糊的条码图像能力。实验表明本文算法对条码图像具备良好的复原能力。

关键词：运动模糊，盲目反卷积，模糊核估计，稀疏表示，冲击滤波器，单帧图像，多尺度

ABSTRACT

To solve blind motion deblurring problems, the paper has studied some image restoration methods, such as image deconvolution algorithms and kernel estimation methods, and proposed a multi-scaled motion deblurring framework for single image. Experimental result shows that the proposed method can remove motion blurring in noisy conditions. The main work is divided into the following areas:

1) Classic image restoration algorithms are discussed in the paper. Firstly it analyses image degradation model and summarizes the main difficulties we are facing. Then it reviews and classifies the classic image deconvolution methods.

2) The paper mainly analyses the image deconvolution based on natural gradient distribution priors. A math model, such as Gaussian distribution or Laplace distribution, is used as a regularization item to fit the distribution of gradients in natural scenes in order to get better result. The deconvolution using hyper-laplace priors can generate high-quality result in noise-free conditions, but with coarse and noisy surfaces under noisy environment.

3) Recent studies have shown that natural images can use sparse representation technique to exclude noise outside in the reconstruction process. To overcome the shortcomings of above method, sparse representation prior is used as another regularization item cooperating with natural gradient distribution prior and helping to smooth the restored image. The method is solved by breaking down the problem into two sub-problems: image updating problem and sparse representation problem.

4) The paper proposes a multi-scaled motion deblurring framework for single image. Firstly the paper studies and analyses the motion blurring degradation. Then it applies shock filter to predict sharp edges which help to estimate kernel. Finally the complex deconvolution method mentioned above is used to restore the whole image with the estimated kernel. Some kernel optimization methods are used in the iterative process of kernel estimation to avoid amplifying errors. Multi-scaled scheme is applied to solve big kernel problem. In order to improve computational efficiency, the simply deconvolution based on gaussian priors is used in iterative process.

5) The paper designs and builds a barcode recognition system. It applies the image restoration method mentioned above in the stage of image preprocessing. The experiments show that the proposed algorithm works well on barcode image.

Keywords: Motion Blur, Blind Deconvolution, Kernel Estimate, Sparse Representation, Shock Filter, Single Image, Multi-scaled

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究现状	2
1.3 主要工作及论文结构	3
第二章 图像复原技术	5
2.1 图像复原问题	5
2.1.1 数学模型	5
2.1.2 复原技术	7
2.1.3 先验知识	7
2.1.4 PSF 介绍	8
2.2 线性反卷积算法	8
2.2.1 经典逆滤波器	8
2.2.2 伪逆滤波器	9
2.2.3 维纳滤波器	10
2.2.4 约束最小二乘滤波器	11
2.2.5 小结	12
2.3 非线性反卷积算法	13
2.3.1 Landweber 迭代法	13
2.3.2 迭代约束最小二乘法	14
2.3.3 凸集投影算法	14
2.3.4 小结	15
2.4 盲目反卷积算法	15
2.4.1 模糊核的快速辨识	15
2.4.2 零面分离法	16
2.4.3 模拟退火法	16
2.4.4 迭代盲目反卷积算法	17
第三章 基于稀疏表示的图像复原技术	18
3.1 引言	18
3.2 稀疏表示	18
3.2.1 问题模型	18
3.2.2 稀疏编码	19
3.2.3 训练字典	21
3.3 基于自然图像梯度分布的图像反卷积算法	23
3.3.1 问题模型	23
3.3.2 高斯模型	24

3.3.3 超拉普拉斯模型.....	25
3.4 结合稀疏表示的图像反卷积算法.....	26
3.4.1 问题模型.....	27
3.4.2 图像反卷积子问题.....	27
3.4.3 稀疏表示子问题.....	28
3.4.4 小结.....	29
3.5 实验与分析.....	29
3.5.1 图像复原质量评价指标.....	29
3.5.2 噪声增益.....	31
3.5.3 精确模糊核条件下的反卷积性能.....	32
3.5.4 估计模糊核条件下的反卷积性能.....	37
3.6 总结.....	38
第四章 基于多尺度的模糊核估计和盲复原.....	39
4.1 引言.....	39
4.2 运动模糊.....	40
4.2.1 相机成像原理.....	40
4.2.2 运动模糊的特征.....	41
4.2.3 自然图像的先验知识.....	42
4.3 模糊核估计.....	44
4.3.1 运动模糊降质模型.....	44
4.3.2 双边滤波器.....	44
4.3.3 冲击滤波器.....	46
4.3.4 边缘选择.....	50
4.3.5 模糊核估计模型.....	51
4.3.6 模糊核的修正.....	52
4.3.7 多尺度策略.....	53
4.3.8 算法框架.....	53
4.4 实验与分析.....	55
4.4.1 模糊核估计过程.....	55
4.4.2 单帧运动模糊图像盲复原效果.....	56
4.4.3 噪声增益对运动模糊盲复原的影响.....	59
4.5 总结.....	61
第五章 二维码复原与识别.....	62
5.1 引言.....	62
5.2 二维码介绍.....	62
5.2.1 QR 码.....	63
5.2.2 DM 码.....	64
5.3 二维码识别系统.....	65
5.4 总结.....	69
第六章 总结与展望.....	70

6.1 总结	70
6.2 展望	71
参考文献	72
致 谢	76
在学期间的研究成果及发表的学术论文.....	77

图表清单

图 2.1 图像的降质模型.....	6
图 2.2 PSF 模型（运动模糊核，散焦模糊核，高斯模糊核）.....	8
图 2.3 线性反卷积算法处理效果.....	12
图 2.4 POCS 算法的图像复原过程.....	14
图 2.5 利用功率谱的零点分布特征来快速辨析模糊核.....	15
图 2.6 IBD 算法框架.....	17
图 3.1 信号 X 的稀疏表示示意图.....	18
图 3.2 训练字典.....	22
图 3.3 自然图像的梯度分布和数学模型拟合状况.....	24
图 3.4 不同的噪声增益对图像质量的影响(RMSE).....	31
图 3.5 不同的噪声增益对图像质量的影响(SSIM,PSNR).....	32
图 3.6 常见运动模糊核.....	32
图 3.7 反卷积算法对噪声增益的鲁棒性.....	35
图 3.8 噪声增益为 10 条件下反卷积算法效果对比(cameraman).....	35
图 3.9 噪声增益为 10 条件下反卷积算法效果对比(lena).....	36
图 3.10 不精确模糊核条件的图像反卷积图像.....	38
图 4.1 相机的组成.....	40
图 4.2 成像时光圈变化状态.....	41
图 4.3 运动模糊示例.....	42
图 4.4 Lena 运动模糊特征对比.....	43
图 4.5 双边滤波器的示意图.....	46
图 4.6 冲击滤波器的工作示意图.....	47
图 4.7 冲击滤波器对信号的处理效果.....	47
图 4.8 GSZ 冲击滤波器的处理效果.....	49
图 4.9 GSZ 冲击滤波器对不同噪声下的降质图像的处理效果.....	50
图 4.10 边缘选择效果.....	51
图 4.11 运动模糊核的修正过程.....	52
图 4.12 多尺度策略对冲击滤波器的影响.....	53
图 4.13 噪声增益为 3 下运动模糊核估计过程.....	55
图 4.14 运动模糊图像盲复原结果(Lena).....	57
图 4.15 运动模糊图像盲复原结果(cameraman).....	58
图 4.16 噪声增益对运动模糊核估计的影响(motion).....	59
图 4.17 噪声增益对模糊核估计的影响(user1).....	59
图 4.18 噪声对图像复原质量的影响(barbara, user1).....	60
图 4.19 本文算法对噪声的鲁棒性.....	60
图 5.1 QR 码结构.....	63
图 5.2 世界上最大的 QR 码.....	64
图 5.3 DM 码示例.....	64
图 5.4 条码识别系统结构.....	65

图 5.5 图像采集组件类图.....	66
图 5.6 条码图像预处理与识别组件类图.....	66
图 5.7 条码识别系统界面.....	67
图 5.8 运动模糊的条码图像.....	68
图 5.9 单帧运动模糊盲复原技术在条形码图像上的运用.....	69
表 3.1 图像反卷积算法对噪声鲁棒性测试(RMSE).....	33
表 3.2 图像反卷积算法对噪声鲁棒性测试(SSIM).....	34
表 4.1 单帧运动模糊图像盲复原结果(RMSE).....	56
表 5.1 QR 码数据容量(Version 40).....	63

第一章 绪论

1.1 研究背景

图像处理^[1]在科学研究，工业生产、医疗等领域都有非常重要的地位。而图像复原是数字图像处理中一个非常热门的研究领域，它主要研究如何从观察到的降质图像中复原出真实图像。在获取图像的过程中，有很多因素可导致图像质量的下降，比如光学系统的偏差、焦距的失调、大气湍流的扰动^[2]、物体的相对运动、离散采样和系统噪声，它们会使得图像模糊、变形失真。因此，如何改善图像质量就成为一个重要的研究课题。

数字图像复原技术可以追溯到 20 世纪中叶美苏太空争霸的年代，由于当时硬件条件的限制，从太空获取的图像往往存在严重地降质现象。由于图像中蕴含着比如军事部署，地球观测数据等非常重要的信息，而且获取这些图像也花费了巨大的人力、物力和财力，因此任何降质情况都是不可接受的，这就迫切需要对这些图像进行复原，从而促使图像复原技术的迅速发展。在第一代的哈勃太空望远镜中，由于太空特殊的空间环境（低温，强辐射）以及光学设备发生偏移等等因素的影响，它所拍摄传送过来的图像存在扭曲失真，以及噪声干扰等等非常不利的降质现象。修复该问题需要宇航员在太空对它进行设备更换、调教。从成本、技术以及安全等角度去考虑，该方案并不具备可执行性。面对该问题，美国科学家通过数学图像复原技术^[3]等软件技术来修复该问题并取得了不错的效果。在这个过程中，图像反卷积技术等到了重大发展。

数字图像复原是一门交叉学科，很多图像复原算法可以追溯到数学、线性代数、数值分析、信号处理等领域。计算机科学的快速发展，也为数字图像复原技术的发展提供了一个契机。一方面由于图像复原技术通常涉及到非常复杂的数学运算，计算机使得图像复原技术从纸面上的算法走上现实生活中的大规模应用提供硬件支持；另一方面，计算机技术的发展使得多媒体设备得到了普及，人们与图像的关系变得更加紧密，使得对图像复原技术的需求增加。

数字图像复原在图像处理中占据着极其重要的地位，与其广泛的应用背景分不开。比如当前非常热门的二维码技术，人们通过二维码来进行信息的分享、传递。而获取二维码主要途径为手机摄像头，由于手机平台性能决定了它需要采取图像处理技术来复原、识别二维码^[4]。又比如在智能交通管理系统中，它通过摄像头拍摄车辆车牌来识别从车辆个体。由于两者存在较快的相对运动，使得所采集的图像存在运动模糊的情况；又由于汽车运动的随意性，使得每副图像都有不同的运动模糊特征。复原这些图像就需要图像盲复原技术^[1]。

1.2 研究现状

不同的图像降质模型、优化准则、问题空间都会导致不同的复原算法。图像复原算法主要包括图像复原反卷积算法和图像盲目反卷积算法^[5]。图像反卷积算法通常假设点扩展函数(Point Spread Function, PSF)已知, 把它当做先验知识。然而在实际应用环境中, PSF 往往是未知的或者不精确, 这使得图像反卷积算法的复原图像质量差强人意。在实验应用中, 通常在图像反卷积算法基础上, 结合 PSF 预测优化技术来应对图像复原问题, 这就是图像盲目反卷积算法。

图像反卷积算法按照计算方法的不同又可以分为线性反卷积算法和非线性反卷积算法。线性反卷积算法包括经典滤波器^[6], 维纳滤波器^[7], 它们能够直接在降质图像的基础上运用某些逆操作来产生复原图像结果。对于逆滤波器来说, 在无噪声的环境下, 其可以完美地复原出理想图像; 但当处于噪声环境下, 其复原效果严重恶化。由于噪声始终存在于图像降质模型中, 经典逆滤波器只能在理想实验条件运用, 这表明图像反卷积问题是一个不适定问题。正则化技术是求解数学物理反问题的一个普遍适用又行之有效的方法, 它能够把不适定问题转化到适定问题^[8]。伪逆滤波通过设置全局阈值的方法来抑制噪声的放大, 避免了经典滤波器的缺陷。维纳滤波是一种以最小均方误差为最优准则的线性滤波器, 它在最小二乘误差框架中引入正则化项方法, 充分运用了噪声和原始图像的先验知识, 从而在复原图像的同时抑制住噪声的放大, 取得了不错的效果。非线性反卷积算法并不像线性方法那样一步到位, 它运用迭代法来解决反卷积问题, 比如 Landweber 迭代法^[9], 在迭代过程中能够引入更多的先验知识, 比如图像非负性, 从而限制解的范围, 寻找到最优解。迭代法的运用意味着计算量的增加。该方法使图像复原算法在计算性能, 复原质量之间取得平衡, 要获得高质量的复原质量, 就需要更多的计算量。

图像盲目反卷积的关键问题是模糊核的估计^{[10][11][12]}, 从已知的降质图像中预测出未知的理想图像和 PSF, 从数学上来讲, 这是一件很困难的事。通过多年的研究, 已提出一些有效的盲目反卷积算法, 它们大部分都建立在最小均方误差的基础上, 并运用特定的先验知识作为正则项将问题转化为最优化问题。Lane 和 Bates 运用零面分离法^{[13][14]}来进行图像盲复原, 它利用 Z 变换的特性来分离图像和 PSF 构成的超曲面。该方法要求无噪, 以及图像和 PSF 的 Z 变换具备有限支持域和不可约性, 这些条件限制了该算法的应用。McCallum 运用模拟退火算法^[15]来解决最小化误差的问题, 该算法比较稳定, 在有噪声的环境下也能获得比较理想的结果。但为保证找到全局最优值须要求系统冷却的足够慢, 这导致算法收敛速度很慢, 这使得该算法难以被推广。Ayers 和 Dainty 提出了经典的迭代盲目反卷积算法^[16], 它将盲复原问题分解成图像更新和模糊核更新的问题, 通过迭代运算不断提高估计精度。Rob Fergus^[17]根据自然图像中梯度的分布规律, 使用 MAP 方法估计模糊核, 取得了不错的复原效果, 但该方法存在计算量巨大, 且需人工设置参数等缺点。T.S. Cho^[10]在 MAP 框架中结合 Radon 变换来估计模糊核, 从而降低了计算量。

近些年来,稀疏表示^{[18][19][20]}是图像处理领域的热点话题,它在图像修复^[21]、图像降噪^{[22][23]}、超分辨率重建^[24]、模式识别^[25]等领域都有非常重要的作用。近来对灵长类动物的视觉研究表明,视觉皮层对复杂刺激的表达是可以采用稀疏表示的原则,这意味自然图像能够被压缩感知^[26]。Elad 和 Aharon 提出了基于稀疏表示的图像降噪技术^[22],它通过对降质图像进行稀疏表示并重建,由于自然图像能够被稀疏表示,这意味着图像主体结构能够被字典有限个元素来线性表示,因此图像残差能量将以噪声为主,从而在重建阶段将噪声排除之外。Yang^[24]提出了基于稀疏表示的超分辨率重建算法,运用稀疏表示理论来训练高低分辨率的字典^{[34][35][36][37]},建立低分辨率到高分辨率的图像信息映射关系,在重建超分辨率图像时,根据图像块的稀疏表示系数来选择相应的图像重建信息。Zhang^[25]结合稀疏表示来进行图像盲复原,通过稀疏表示来重建模糊图像以此来预测理想图像并估计 PSF,但由于稀疏表示并不能很好指明图像的优化方向,因此并不能很好的工作。

1.3 主要工作及论文结构

为解决运动模糊图像盲复原问题,本文对图像反卷积算法、图像盲复原算法以及模糊核估计优化技术进行了研究,并建立单帧运动模糊图像的盲复原算法框架。实验表明本文算法能有效解决模糊图像的盲复原问题。主要工作分为以下几方面:

1) 研究分析当前图像复原技术。研究图像降质模型,回顾经典图像复原技术,对现有算法进行分类,并分析总结各种算法存在的优缺点。

2) 进一步研究了基于自然图像梯度分布的图像反卷积算法,它可采用高斯分布、超拉普拉斯分布等去拟合自然图像的梯度分布,其中超拉普拉斯模型最为复杂同时其效果也是最佳。但在有噪声的环境下,该算法存在一定缺陷,其复原图像的表面充斥着噪声。

3) 研究表明自然图像运用稀疏表示方法可以把噪声排除在重建之外以到达降噪目的。针对上述算法的缺点,本文提出结合稀疏表示的反卷积算法,在上述算法基础再加上稀疏表示正则化项以此加强约束,从而在保持图像清晰边缘的同时平滑图像。本文将问题分解成图像更新优化和图像稀疏表示两个子问题来进行优化。

4) 建立单帧运动模糊图像多尺度盲复原框架。首先研究并分析运动模糊的成因及特性,然后运用冲击滤波器从模糊图像中预测出清晰边缘并估计模糊核,最后运用上述反卷积算法对图像进行复原。在模糊核估计迭代过程运用裁剪等方法修复模糊核,避免错误累积放大;使用多尺度策略解决大模糊问题;为提高计算效率,在模糊核估计过程采用简单的高斯分布模型反卷积算法,在最终图像复原时采用结合稀疏表示和超拉普拉斯分布先验知识的反卷积算法。

5) 实现一款二维码识别系统。在图像预处理阶段,运用本文算法来复原图像,使之具备了处理运动模糊的条码图像能力。实验表明本文算法对条码图像具备良好的图像复原能力。

本文的主要分为六章，具体内容如下：

第一章：首先介绍本课题的研究背景和意义，以及在国内外对图像复原技术的研究现状，最后陈述了论文的主要研究内容和整体组织框架。

第二章：首先介绍了图像复原问题的数学模型，以及图像和点扩散函数的基本知识和其合法性条件，简单阐述了图像复原的基本方法；然后重点介绍了经典的图像线性图像反卷积算法，并通过实验比较这些方法的优劣；再介绍了图像非线性反卷积算法，分析其相对线性方法的优劣；最后介绍经典的图像盲复原算法的原理。

第三章：提出一种结合稀疏表示的图像反卷积算法。该章节首先介绍稀疏表示的基本理论、稀疏编码算法以及学习字典的训练方法；然后再详细介绍基于自然梯度分布的图像反卷积算法，详细展示了基于高斯模型和超拉普拉斯模型的反卷积算法流程；接着在该算法的基础上结合了稀疏表示技术，该算法能够充分利用自然图像梯度分布统计特性和自然图像的稀疏表示特性，从而能够复原出更好的图像；然后介绍图像复原质量评价指标，为后文的实验提供评估手段；在实验部分，首先定义了噪声增益的概念，接着分别测试上述三种反卷积算法在精确模糊核条件下和估计模糊核条件下的图像复原质量。

第四章：建立针对单帧运动模糊盲复原的多尺度 IBD 算法框架。该章节首先介绍相机的成像原理，详细分析运动模糊的成因，从而掌握运动模糊核的基本特性，接着再讨论自然图像存在的先验知识，为后面模糊核估计做好前提准备；接着讨论运动模糊核的估计方法，先介绍了运动模糊的降质模型，再详细介绍如何运用冲击滤波器从模糊降质图像中预测了清晰边缘以及相关原理；为避免噪声的干扰，展示了显著边缘的选择方法；接着提出模糊核估计模型，它将充分利用图像边缘特性来估计模糊核。由于噪声的干扰，通过结合运动模糊核的基本特征，提出一种模糊核修正方法；针对大模糊核的情况，采用多尺度策略来解决该问题；接着展示了针对单帧运动模糊盲复原的通用框架，在模糊核估计迭代过程中，采用了模型相对简单的高斯模型反卷积算法，当模糊核优化完成后，再运用第三章提出的基于稀疏表示的反卷积模型来复原出更好的图像。在实验部分，首先验证了本文算法在噪声增益为 3 的情况下图像盲复原情况，展示了模糊核估计的中间过程，并对不同类型的运动模糊核进行了实验。然后再测试了本文算法对噪声增益的鲁棒性。

第五章：设计并实现一款二维码识别系统。该章节首先研究常见的二维条形码的结构和特征，然后设计一个通用的二维码识别系统框架，它采用模块化和插件化的设计思想，具有良好的扩展性和可移植性。在图像预处理阶段，采用本文算法，使该系统具备了处理运动模糊状态下的条码图像的能力。实验表明，本文算法对条码图像具备良好的图像复原能力。

第六章：全面总结了本论文的研究工作并介绍了未来可研究方向的一些问题。

第二章 图像复原技术

本章节首先介绍图像复原问题的相关知识，然后再介绍关于图像复原的各种算法，主要包括图像线性反卷积算法、非线性反卷积算法、以及盲目反卷积算法。

2.1 图像复原问题

2.1.1 数学模型

在数学上，图像使用连续或离散的方法来表示其像素的空间分布和颜色强度等信息。传统胶片上的图像信息是连续存储的，因此它具备良好的视觉效果，以往光学侦察卫星都使用它来存储图像。数字图像是由模拟图像数字化得到，使用离散模型来表示，即由像素点阵构成一幅位图，从而用数字形式来描述像素点空间分布以及像素颜色信息^{[6][7]}。数字图像通常使用像素矩阵来存储，每个像素点可以存储多个维度的信息，比如亮度，色彩等。在分析数字图像时，通常假设图像是连续的以此简化复杂度。本文将只针对二维灰度图像进行讨论。

由于受到外部环境的干扰以及图像传感器存在内部缺陷的原因，观测采集到的图像与理想真实图像通常存在一定的偏差。通常使用点扩展函数（Point-Spread-Function, PSF）来描述图像中每个像素点发生误差的过程。

在连续空间域中，设连续的二维函数 $l(x, y)$ 来表示一幅理想真实的图像，用 $b(x, y)$ 表示观测到的降质图像， $h(x, y, u, v)$ 表示像素点 (x, y) 的点扩展函数，即 PSF。图像降质过程可以使用以下数学公式来描述：

$$b(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} l(x, y) h(x, y, u, v) du dv \quad (2-1)$$

在离散空间中，通常使用矩阵来代替连续的空间，设理想图像为矩阵 l ，降质图像为矩阵 b ，PSF 为矩阵 h ，则图像降质模型可以如下定义：

$$b = h \cdot l \quad (2-2)$$

在上述模型中，PSF 的定义域为 $(-\infty, +\infty)$ ，这表明降质图像中的每个像素点都受到整个场景空间中其他点的影响，任何一点的变化都将导致误差的产生。在离散模型中，PSF 的定义域范围为整幅图像空间，其矩阵元素个数为图像像素总数目的平方。由于存储 PSF 需要巨大的空间，通常假定 PSF 是空间独立的，即所有像素点都共享同一个 PSF，以此来节省空间。

$h(x, y, u, v)$ 可用 $h(x-u, y-v)$ 来代替。又由于矩阵 h 是一个块循环矩阵，则上述降质模型又可以使用二维卷积的形式来表示：

$$b(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} l(x,y)h(x-u,y-v)dudv \quad (2-3)$$

$$b(x,y) = l(x,y) * h(x,y) \quad (2-4)$$

其中*表示卷积操作符。上述模型也可以在傅里叶空间表示，其形式如下：

$$B(u,v) = L(u,v) \cdot H(u,v) \quad (2-5)$$

其中 B 、 L 、 H 分别表示 b 、 l 、 h 的傅里叶变化结果。通过快速傅里叶变换（FFT）技术，时域的卷积运算可以转化到频率域的点乘运算，这可以大大地减少计算量。

由于系统的不稳定以及外界的各种干扰，成像环境中存在各种噪声，比如 CCD 相机中的热噪音，照片上的胶片噪点，以及 AD 转化过程中的量化噪声。本文将这些噪声定义为加性随机噪声 $n(x,y)$ ，其独立于图像信号，也就是说噪声是由成像系统内部产生，跟具体场景无关。由于噪声对图像质量产生一定的负面影响，因此在降质模型中考虑噪声因素，形式如下：

$$b = h * l + n \quad (2-6)$$

或者为：

$$b(x,y) = l(x,y) * h(x,y) + n(x,y) \quad (2-7)$$

图 2.1 展示了图像的降质过程：清晰的理想图像受到大气喘流，镜头光圈和焦距的影响而扭曲变形从而导致失真，该降质过程可以用 PSF 来描述；在采集图像过程则受到噪声的干扰，最终得到一幅模糊失真又充满噪声的图像。

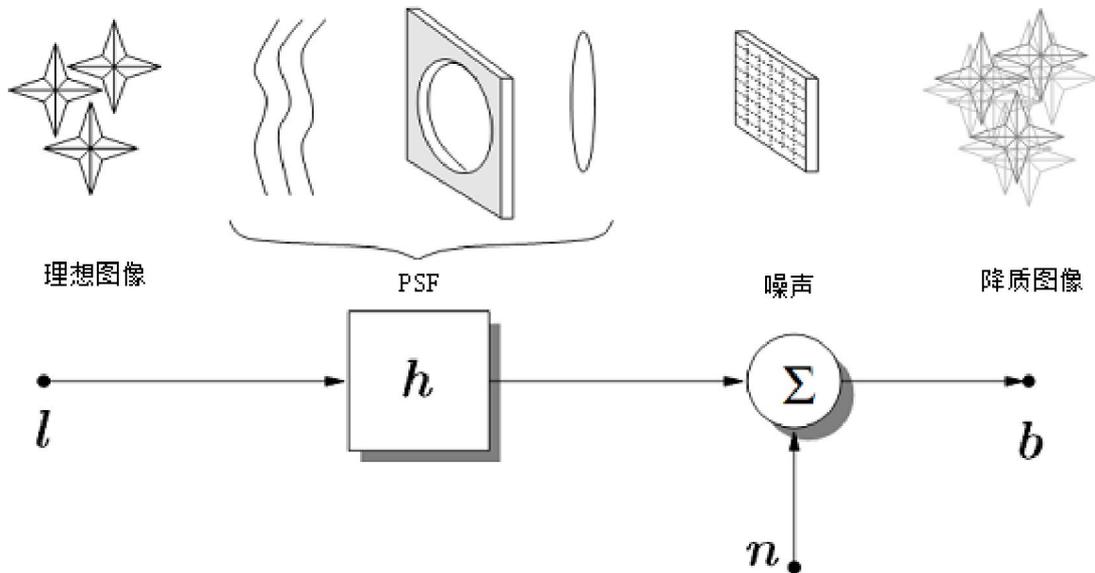


图 2.1 图像的降质模型

2.1.2 复原技术

如果成像系统中存在降质的情况，那么怎么样去预防或纠正这个问题呢？

在图像场景被图像传感器捕捉之前，可运用自适应光学系统对此直接进行预处理，试图复原出真实理想的图像。该方法在天文望远镜中运用比较广泛，比如哈勃望远镜安装 COSTAR 系统^[3]。硬件设备能够实时地对场景进行纠正复原，但它们往往非常昂贵，且需要精确地掌握图像降质的各个过程，这大大地限制了它的应用范围。

当图像已经被成像设备所捕获时，由于图像已经被扭曲模糊，此时只能运用图像处理技术进行复原。软件解决方案相当的灵活，但需耗费巨大的计算资源且容易被噪声所干扰。运用数学计算的方法对降质图像进行复原的方法就是图像反卷积（deconvolution）。

图像反卷积问题原型即公式 2-6，它的目标就是根据已知的降质图像 b 求解未知的理想图像 l 的过程。如果 PSF 已知，这就是图像反卷积问题，反之则是图像盲目反卷积问题。由于噪声的干扰，图像反卷积问题是一个病态问题，而图像盲目反卷积比之更严重。从数学上讲，该问题存在无数解。但由于自然图像中存在一些规律或先验知识，它们限制解的范围，从而使得求解该问题存在可能。需要注意的是，上述方法并不一定就适合所有环境。事实上，我们根据成像系统的具体环境来选择不同的复原方法及参数。

2.1.3 先验知识

不管使用了哪种图像复原技术，如果要复原出真实理想的图像，就必须详细了解图像的成像环境，图像的合法性条件以及理想图像的特征。这些知识可以很好揭示降质图像与复原图像之间的关系，并为图像复原过程添加限制条件，使其向理想图像迈进。

图像合法性限制中，最重要的就是图像正性，即图像上不存在负的强度值。这是因为图像传感器探测到的光子或电子的值不可能为负，因此原始理想图像、降质图像以及 PSF 在其定义域中都是正的。在降质过程中，PSF 只是将探测到的信号重新分配从而导致图像失真，因此前后图像的整体能量保持不变。

在讨论反卷积算法时通常假设 PSF 已知，把它当做先验知识。而在实际应用环境中，PSF 往往不知或者不精确，这使得经典图像反卷积算法并不能得到很好的应用。在讨论图像盲目反卷积时，其 PSF 未知，相比较经典图像复原算法，它能根据一些先验知识来预测 PSF，并同时复原出较高质量的图像，因此具有更高的应用价值。

根据不同领域的特点，我们可以把相应的先验知识作为限制条件，以此应用到图像复原过程中，从而约束降质图像有序演化到理想的复原图像，然而这些先验知识通常很难被评估出来。

2.1.4 PSF 介绍

在运用反卷积来进行图像复原时，最重要的输入条件是精确的 PSF，然而 PSF 很难被获取。因此需对成像系统进行建模，分析其降质过程，从而评估建立 PSF。

PSF 很容易受到外界环境的干扰。比如同一台 CCD 相机在不同的天气条件下会拍摄出不同画质的照片。因此当成像条件发生变化时，必须重新估计 PSF。PSF 的准确程度对图像复原质量起决定性的作用。

下面介绍一些典型的 PSF。由于场景与相机之间的相对运动而形成的模糊叫做运动模糊，当相机运动而目标场景静止时，此时 PSF 有着简单且统一的方向性；而当目标运动，背景相对相机静止时，此时情况比较复杂，须将该运动目标从背景分离出来，因为 PSF 只针对该运动模糊处有效。由于相机焦距问题所引起的模糊叫做散焦模糊，它的 PSF 表现为一个实心圆。在实际处理中，我们还需要更多的细节，比如孔径大小，形状，光波长以及衍射的参数。由于湍流大气干扰而造成的模糊可以被高斯模糊的 PSF 来描述。

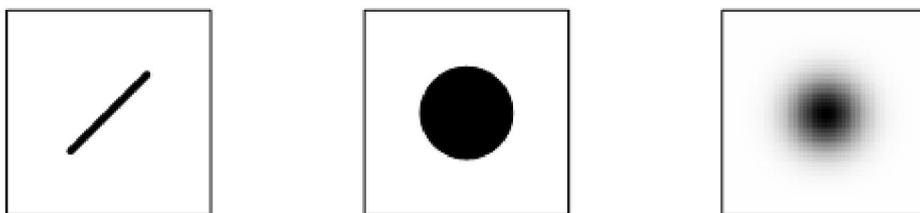


图 2.2 PSF 模型（运动模糊核，散焦模糊核，高斯模糊核）

2.2 线性反卷积算法

2.2.1 经典逆滤波器

根据图像降质模型(2-6)，降质图像是原始图像经过滤波器 h 处理后的图像，那么只需要简单的运用一个逆滤波器 h^{-1} 就可以获得复原图像 \hat{l} 。逆滤波器的数学模型如下：

$$\hat{l} = h^{-1}b \quad (2-8)$$

再运用快速傅里叶技术来加快计算速度：

$$\hat{L}(u,v) = \frac{1}{H(u,v)} \cdot B(u,v) \quad (2-9)$$

$$l(x,y) = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\mathcal{F}(b(x,y))}{\mathcal{F}(h(x,y))} \right) \quad (2-10)$$

其中 $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示傅里叶变换运算符。然而当矩阵 h 奇异或者 $\mathcal{F}(h(x,y))$ 在频率域存在零点

时, 该方法失效, 因为除数不能为零。而且该方法并未考虑噪声对反卷积的负面影响, 降质图像 b 存在的细微噪声将被逆滤波器剧烈地放大 (h^{-1} 中零点附近的值), 这使得复原图像的质量剧烈下降, 甚至比降质图像还差。

$$\hat{l} = h^{-1}(hl+n) = l + h^{-1}n \quad (2-11)$$

事实上该问题是一个病态问题。数学家 Hadamard 针对数学物理方程中的定解问题提出了适定性的概念。数学物理的定解问题由微分方程, 初始条件及边界条件组成的一个特定的数学问题。如果这个定解问题满足如下三个条件:

- 1) 解的存在性
- 2) 解的唯一性
- 3) 解连续依赖于数据

则这个定解问题是适定的 (well-posed)。当其中一个或多个条件不满足的话, 则该问题是不适定的 (ill-posed)。而图像复原问题违反了其中几个原则, 比如噪声的干扰使得解并不能连续的依赖于数据, 因此图像复原问题是一个不适定问题。在上述逆问题中, 矩阵 h 中过小的特征值引起了问题的恶化, 导致噪声被剧烈放大。当矩阵 h 被转化到频率域时, 过小特征值所对应的频率域的值同样也非常小。

正则化技术是求解数学物理反问题的一个普遍适用又行之有效的方法。它是由著名学者 Tikhonov^[8]于 60 年代初提出的。这一方法以第一类算子方程为框架, 为处理反问题奠定了坚实的基础。其基础思想是: 用一族与原问题相邻近的适定问题的解去逼近原问题的解。如何构造邻近的问题而获得正则算子的正则解, 如何构造与原问题的邻近程度而决定与原始数据的误差水平相匹配的正则参数以及如何实现上述问题, 这些问题是正则化技术的核心内容。对于上述问题来讲, 正则化方法试图从矩阵 h 中找出那些足够大以至于很难被噪声干扰的特征值, 从而将不适定问题转化到适定问题。

2.2.2 伪逆滤波器

解决反卷积问题可以通过定义一个误差尺度, 并运用最小二乘法来缩小误差, 以此最终找到一个合理的解答。在这里, 通过比较重建降质图像 $h\hat{l}$ 与降质图像 b 的差异, 缩小两者的欧式距离以此找到一个合理的复原图像 \hat{l} , 从而避免逆滤波器中所遇到的问题。其数学模型如下:

$$\hat{l}_p = \arg \min_l \|h\hat{l} - b\|^2 \quad (2-12)$$

该目标函数对 \hat{l} 求导来获取最小值, 可获得以下等式:

$$\hat{l}_p = (h^T h)^{-1} h^T b = h^p b \quad (2-13)$$

如果 $h^T h$ 是非奇异矩阵, 即 $h^T h$ 可逆, 我们定义伪逆矩阵 h^p :

$$h^p = (h^T h)^{-1} h^T \quad (2-14)$$

因此最终复原图像的解形式如下：

$$\hat{l}_p = (h^T h)^{-1} h^T b = h^p b \quad (2-15)$$

如果矩阵 h 是一个方阵，则伪滤波器将退化成经典逆滤波器。针对该情况，定义一个阈值 T ，过滤矩阵 h 过小的特征值：

$$h^p(u) = \begin{cases} \frac{1}{h(u)} & \text{if } |h(u)| \geq T \\ 0 & \text{if } |h(u)| < T \end{cases} \quad (2-16)$$

在该式中，通过设置阈值来抑制强烈的放大作用，宁愿只复原部分效果，也不应该让噪声喧宾夺主而影响复原质量。

在复原过程中必须考虑噪声的影响。噪声通常在图像传感器工作时被引入，而此时理想图像已经失真，因此噪声与图像场景数据呈现不同的特性。在降质失真过程中，矩阵 h 通常表现出低通滤波器的特性，对应的伪逆矩阵 h^p 则表现高通滤波器特性，产生高频率信号。因此在图像复原时，复原算法在试图恢复那些丢失的高频信号的同时，不可避免的放大了噪声信号，产生了极大的干扰。

2.2.3 维纳滤波器

维纳滤波是一种以最小均方误差为最优准则的线性滤波器。它利用了平稳随机过程的相关特性和频谱特性对混有噪声的信号进行滤波。

为避免噪声在图像复原过程中产生的剧烈负面影响，通过在上面最小二乘误差框架中引入正则化项方法，将根据噪声以及原始图像的相关知识，选择合适的特征值来复原图像。在贝叶斯决策系统中，降质模型和观测图像 b 作为后验知识，而正则化项是关于所期待理想图像 l 的先验知识。维纳滤波器有效的利用了有关原始图像的协方差 R_l 和噪声的协方差 R_n 的先验知识，定义目标函数如下：

$$\hat{l}_w = \arg \min_l \{ \|l - \hat{l}\|^2 \} \quad (2-17)$$

通过线性估计方法可以获取以下解：

$$\hat{l}_w = (h^T h + \lambda R_l^{-1} R_n)^{-1} h^T b \quad (2-18)$$

当观测图像和噪声是静态时，两者的协方差矩阵可以转化到对应的功率谱 S_l 、 S_n 。上述表达式在傅里叶域的形式如下：

$$\hat{L}_w(u, v) = \frac{H^T(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \lambda S_n(u, v) / S_l(u, v)} \cdot B(u, v) \quad (2-19)$$

其中理想图像的功率谱 S_l 事实上不可能得到，通常使用观测到的降质图像的功率谱 S_b 来代替。由于噪声呈现出独立且加性的特征，噪声的功率谱 S_n 是单调的，且值等于噪声的方差。

根据不同的降质环境，需要选择合适的 λ 。当 $\lambda = 0$ 时，维纳滤波器退化成逆滤波器，这时它适合无噪环境。从维纳滤波器的模型可以看出，正则化项通过图像功率谱发现图像中最容易被噪声所干扰的部分，并同时重新调整 h^{-1} 的权重值，尽量减少噪声的放大效应，最终提高复原质量。

2.2.4 约束最小二乘滤波器

该方法原理是在最小二乘法框架中增加一个正则化函数 $f(\hat{l})$ ，运用理想图像的相关先验知识来正确引导图像的复原过程，定义目标函数如下：

$$\hat{l}_{CLS} = \arg \min_i \left\{ \|H\hat{l} - b\|^2 + \lambda f(\hat{l}) \right\} \quad (2-20)$$

其中 λ 表示正则化系数，控制噪声效应和图像数据一致性之间的平衡。如果正则化函数 $f(\hat{l})$ 可以运用矩阵的形式来表示的话，上式可以重新定义如下：

$$\hat{l}_{CLS} = \arg \min_i \left\{ \|H\hat{l} - b\|^2 + \lambda \|C\hat{l}\|^2 \right\} \quad (2-21)$$

该目标函数对 \hat{l} 求导求最小值，可得：

$$\hat{l}_{CLS} = (h^T h + \lambda C^T C)^{-1} h^T b \quad (2-22)$$

当矩阵 C 是线性空间不变时，其可转化到频率域进行计算：

$$\hat{L}_{cls}(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \lambda |C(u, v)|^2} \cdot B(u, v) \quad (2-23)$$

在 Tikhonov 正则化方法中，通常定义 $f(\hat{l}) = \|\hat{l}\|^2$ 作为衡量图像能量的尺度。因此矩阵 C 退化成单位矩阵 I ，则可以用类似于维纳滤波器的形式来表示：

$$\hat{L}_{cls}(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \lambda} \cdot B(u, v) \quad (2-24)$$

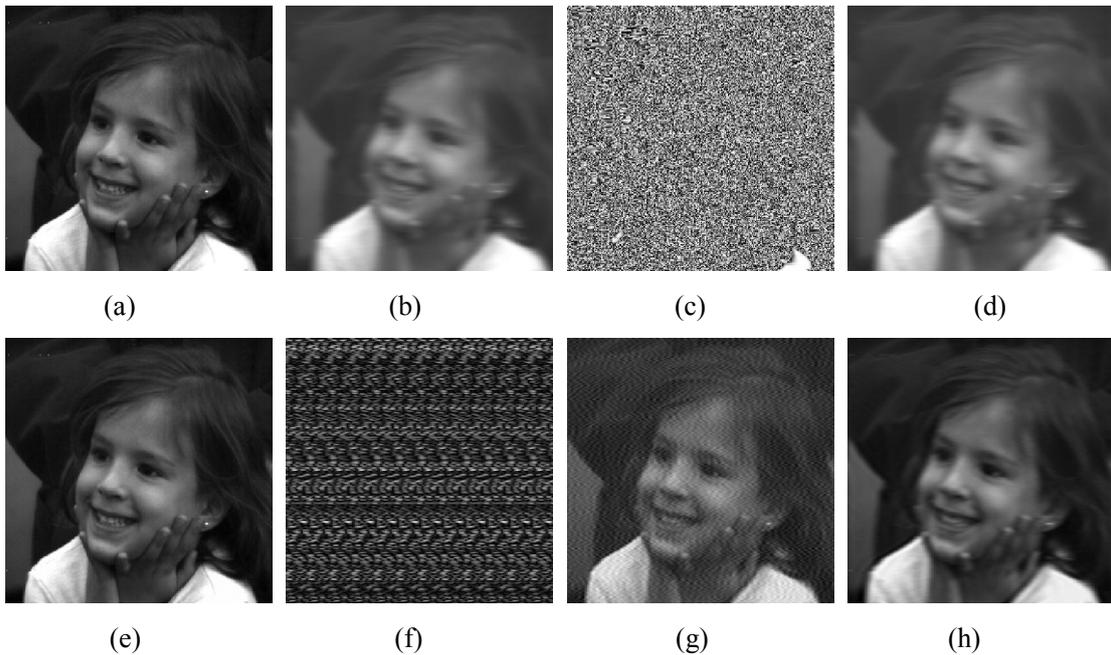
一幅图像通常由绝大多数的低频成分（对噪声污染具备很强的鲁棒性）和有限的高频部分（易受噪声干扰）组成。而图像的能量主要集中在高频成分。通过限制图像的高频能量可以限制噪声带来的干扰，可以使用一个高通滤波器作为一个正则化项，比如 2D 拉普拉斯滤波器，从而抑制高频噪声的放大效应并引入平滑限制，其目标函数如下：

$$\hat{i}_{CLS} = \arg \min_i \left\{ \| H\hat{i} - b \|^2 + \lambda \|\partial\hat{i}\|^2 \right\} \quad (2-25)$$

该方法最重要的部分在于正则化系数 λ 的计算，它控制图像平滑性和噪声放大效应的平衡。该参数根据不同的成像环境而变化，比如无噪环境下，则 $\lambda = 0$ 。有多种方法可以计算该参数，当具备原始理想图像及噪声的功率谱知识时，该方法就变成维纳滤波器。

2.2.5 小结

经典逆滤波器的糟糕表现表明了图像复原问题的病态性。而运用了正则化技术的线性反卷积算法具有一定的图像复原能力，但其局限性也很大。比如最常见的吉布斯效应，其表现为在复原图像中边缘出现的振铃现象，这是因为线性反卷积方法并不能恢复已经丢失的图像高频部分细节。线性反卷积方法通常不能保持图像的非负特性，同时也无法处理非高斯分布或非独立的噪声。下面展示线性反卷积算法的图像复原效果。对于逆滤波器来说，在无噪声的环境下其可以完美地复原出理想图像；而当处于噪声环境下，其复原效果严重恶化。伪逆滤波器通过设定阈值来抑制噪声的干扰，其取得一定的效果，但与维纳滤波器相比，效果还是差一点。这是因为维纳滤波器运用了更多的先验知识。



(a) 原始图像 (b) 模糊图像 (c) 噪声干扰源 (d) 噪声污染的模糊图像 (e) 无噪环境下逆滤波器的复原效果 (f) 有噪声环境下逆滤波器的复原效果 (g) 有噪声环境下伪逆滤波器的复原效果 (h) 有噪声环境下维纳滤波器的复原效果

图 2.3 线性反卷积算法处理效果

2.3 非线性反卷积算法

2.3.1 Landweber 迭代法

Landweber^[9]迭代法与之前的线性反卷积中伪逆滤波器一样，通过解决最小均方误差问题来解决图像复原问题。与之前方法不同的是它运用了迭代法来解决计算问题，其定义误差尺度 e ：

$$e = \|b - H\hat{l}\|^2 = \|b - H\hat{l}\|^T \|b - H\hat{l}\| \quad (2-26)$$

对复原图像 \hat{l} 求偏导可得：

$$\frac{\partial e}{\partial \hat{l}} = -2h^T (b - h\hat{l}) \quad (2-27)$$

运用迭代梯度下降法来最小化误差，方法如下：

$$\hat{l}_0 = \beta h^T b \quad (2-28)$$

$$\hat{l}_{k+1} = \hat{l}_k + \beta p_k \quad (2-29)$$

$$p_k = h^T (b - h\hat{l}_k) \quad (2-30)$$

$$0 < \beta < 2 / |\epsilon_{\max}| \quad (2-31)$$

$$\lambda = \frac{\|n\|^2}{\|f\|^2} \quad (2-32)$$

其中 ϵ_{\max} 表示矩阵 $h^T h$ 最大的特征值。如果 β 是一个常数且没有使用其他限制条件，该方法退化成一个简单的线性滤波器，则可以转化到频率域：

$$\hat{L}_N(u, v) = \left[1 - (1 - \beta |H(u, v)|^2)^{N+1} \right] \cdot \frac{B(u, v)}{H(u, v)} \quad (2-33)$$

现在我们引入图像非负性的限制条件，在每次迭代结束后根据结果调整步长，这时该方法是非线性的，步长定义如下：

$$\beta_k = \frac{p_k^T p_k}{(hp_k)^T hp_k} \quad (2-34)$$

图像反卷积算法在复原图像的同时也将噪声放大，这使得图像质量变得很糟糕，因此必须平衡图像复原和噪声抑制。当噪声被放大到一定程度即开始严重影响复原质量时，正则化技术简单的终止图像复原处理过程，从而抑制噪声并提高图像质量。这种复原方法从最大的特征值开始处理，当复原处理过程被终止时，同时就排除了那些容易被噪声干扰的小特征值。

2.3.2 迭代约束最小二乘法

我们同样可以用迭代法解决 2.2.4 节的约束最小二乘滤波器。该方法跟 Landweber 迭代法类似，只是结合了正则化技术，其定义误差尺度 e ：

$$e = \|H\hat{l} - b\|^2 + \lambda \|C\hat{l}\|^2 \quad (2-35)$$

跟之前方法一样，只是将公式 2-32 用以下式子代替：

$$p_k = h^T b - (h^T h + \lambda C^T C) \hat{l} \quad (2-36)$$

2.3.3 凸集投影算法

凸集投影算法(Projections Onto Convex Sets, POCS)是一种集合理论的图像重建方法。图像数据被设定为适定的 Hilbert 空间 Ω 中的一个元素，每个先验信息或解的最近邻凸集约束都在 Ω 中。如果有 m 个先验信息，就有 m 个相应的凸集 $C_i \in \Omega, i=1,2,\dots,m$ 。这些凸集的交集为 C_0 ，假设 C_0 非空，并且原始图像 $l \in C_0$ ，则 C_0 就是图像重建的可行解。

POCS 利用每个先验知识的约束凸集来限制解的范围，它使用映射算子将凸集外的一个目标点映射到离凸集最近地方，同时不改变其他点。这些限制条件可以被运用到空域和频率域中。在每次 POCS 迭代中，目标点跟每个约束凸集的距离将减少，从而限制解的范围。这与梯度下降法来最小化误差的方法很相似。下图演示了 POCS 的迭代过程，图像的初始估计值在两个约束凸集的限制下向最终解的映射过程。当估计值越靠近最终解时，收敛就越慢。为确保图像的非负性，在每次迭代后，将任何负值置零。

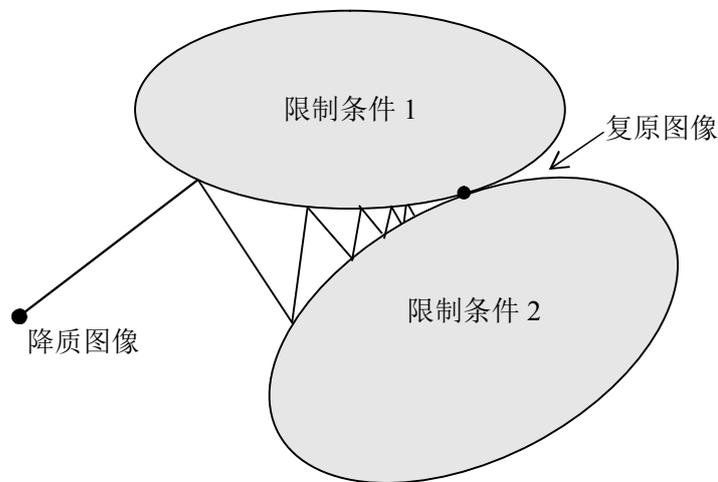


图 2.4 POCS 算法的图像复原过程

2.3.4 小结

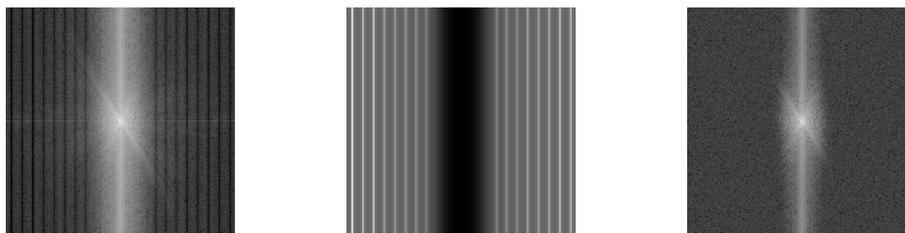
线性反卷积方法能够直接在降质图像的基础上运用某些逆操作来产生复原图像结果。而非线性反卷积方法就不那么一步到位，它通过一些迭代的方法来寻求提升复原图像的质量，直至达到某些终止条件。非线性反卷积方法能够引入空间自适应性，利用更多的限制条件比如非负性等，并能更好地复原空域或频率域缺失的部分，还可以处理非高斯噪声。它们在每次迭代过程中能够运用更多知识来避免噪声的放大效应，从而更好地修正图像。它使图像复原算法在计算性能、复原质量之间取得平衡。要获得高质量的复原质量，就需要更多的计算量。当然可以使用一些优化手段来减少计算量，比如共轭梯度法。

2.4 盲目反卷积算法

所有的反卷积算法都设置了一个前提条件，即假设 PSF 已知，以此作为先验知识。然而在实际应用中，PSF 几乎不可能被事先知道。在理想情况下，我们可以利用数学理论模型或某些已知的模型来估计 PSF。分析下图像降质模型，从已知的降质图像中计算出未知的理想图像以及 PSF，从理论上讲，这几乎是一件不可能的事情。通过多年的研究，已提出一些有效的盲目反卷积算法。它们基本基于空域或频率域，大部分都建立在最小均方误差的基础上。根据对 PSF 估计方法的不同，它们大体上可以分成 2 类：1)利用各种先验知识，从降质图像提取特征，预先估计出 PSF，从而利用经典反卷积算法来解决图像盲复原问题。2)将 PSF 估计与图像复原结合在一起，在迭代过程中，通过两者之间的相互反馈进一步优化各自的解。

2.4.1 模糊核的快速辨识

由于模糊图像和 PSF 的理论模型在频率域上具备相同的零点分布特征，这使得辨识模糊核变得简单。运动模糊和散焦模糊均可以运用该方法来辨识。在下图中可以发现，模糊图像的功率谱与 PSF 的倒频谱上零点出现的周期几乎一致，这样就可以识别模糊核的大小，以此来构造理想 PSF 模型，并最终运用反卷积方法来复原理想图像。该方法很容易被噪声干扰从而导致无法辨识模糊核，比如当模糊图像被高斯噪声污染时，该降质图像的功率谱并没有周期性的零点。



(a) 降质图像的功率谱(无噪音) (b)PSF 的倒频谱 (c)降质图像的功率谱(含噪音)

图 2.5 利用功率谱的零点分布特征来快速辨析模糊核

2.4.2 零面分离法

假设成像环境无噪，则降质图像可表示为

$$b(x, y) = l(x, y) * h(x, y) \quad (2-37)$$

对它进行 Z 变换，结果如下：

$$B(z_1, z_2) = L(z_1, z_2) \cdot H(z_1, z_2) \quad (2-38)$$

Lane 和 Bates 证明：对于降质图像 b ，若它维数大于 1，且由多个独立分量 l_1, l_2, \dots, l_n 卷积而成时，就可自动进行反卷积，其参数由多维 Z 变换的解析性质决定。由于 k 维分量 l_i 的 Z 变换的零点绝大部分都是连续的，且处于 $(2k-2)$ 的超平面，而这些超平面也都是非奇异的，通过分离这些超平面，就可以分离出相关的卷积分量。该理论使得盲目反卷积取得突破，通过对二维多项式 $B(z_1, z_2)$ 分解，其分解的因子将与 $L(z_1, z_2)$ ， $H(z_1, z_2)$ 成比例，但系数比较复杂。再通过对分解因子进行反 Z 变换就可以获得原始图像与 PSF 的估计，达到盲目反卷积的目的。

零面分离法利用 Z 变换的分析特性来分离由图像和 PSF 组成的超曲面。该方法要求无噪，以及图像和 PSF 的 Z 变换具备有限支持域和不可约性，这些条件限制了该算法的通用性。在实际应用中，该方法对噪声敏感、计算复杂、精度不高。

2.4.3 模拟退火法

盲目反卷积问题也可以使用最小化误差的方法来解决。其中一个难点在于错误平面不仅存在多个全局最小点，更是存在无数多个次优的局部最小点，如何寻找到全局最小点是一个难题。McCallum^[15]定义以下目标函数来寻找全局最小误差点：

$$e(\hat{l}, \hat{h}) = \sum \|\hat{l} \otimes \hat{h} - b\|^2 \quad (2-39)$$

使用模拟退火算法来解决这个问题。引入限制条件即 PSF 非负且支持域有限，缓慢冷却系统，就可以找到最优解。该算法过程如下：对参数值添加一个随机扰动，考察其对系统的影响。如果误差 e 变小，就接受这个扰动；如果误差增加，则以概率 $p = \exp(-\Delta e / T_k)$ 接受这个扰动，其中 Δe 是误差的变化值， T_k 是温度系数。在迭代过程中，不断减小温度系数 T_k ，这使得概率 p 也减小。在这过程中，目标函数的参数值随迭代次数的不同而变化，从而使 e 达到全局最小。

该算法比较稳定，在有噪声的环境下也能获得比较理想的结果。但为保证找到全局最优值，要求系统冷却的足够慢，即温度系数 T_k 下降的足够慢，这导致算法收敛速度很慢，同时计算量太大。这些因素导致该算法难以被推广。

2.4.4 迭代盲目反卷积算法

迭代盲目反卷积(Iterative Blind Deconvolution, IBD)是一种很流行的算法,它首先由 Ayers 和 Dainty^[16]提出。该算法分为图像更新和 PSF 估计这 2 个过程,每个过程都可以使用经典的图像反卷积算法,比如伪逆滤波器,维纳滤波器等。在迭代过程中,引入关于两者的先验知识,不断地修正自身的误差,同时为对方再次优化提供基础,最终求出最优值。

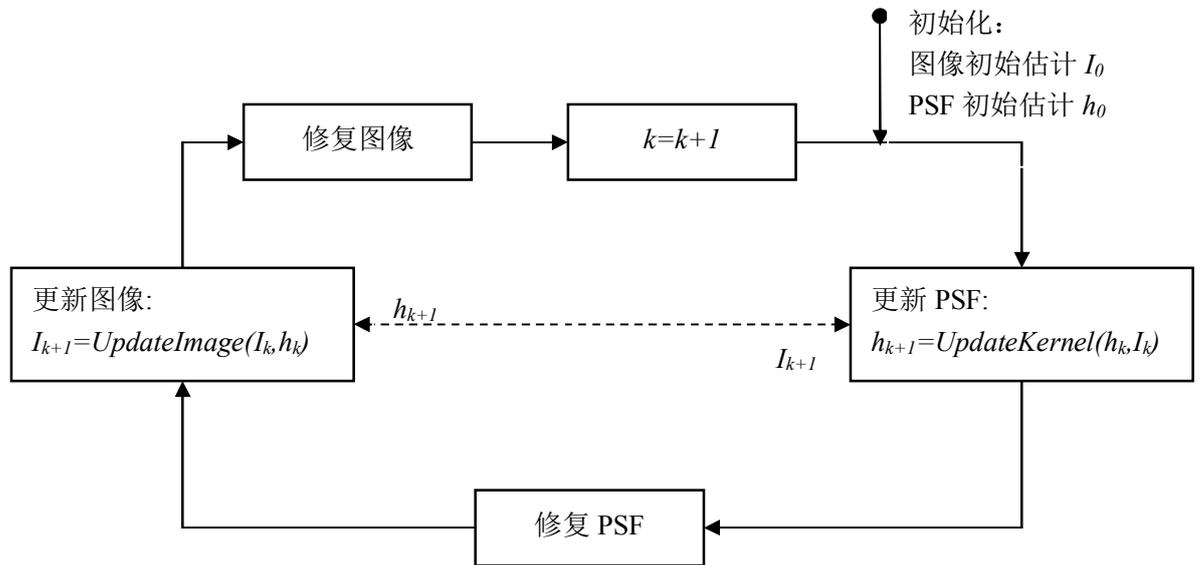


图 2.6 IBD 算法框架

第三章 基于稀疏表示的图像复原技术

3.1 引言

近来对灵长类动物的视觉研究发现，V1 区细胞能感受到特定位置上的方位信息，而视网膜的神经节细胞数目远不及 V1 区第四层的细胞数，这说明 V1 区细胞对神经节细胞的输出信息存在超定性质，视觉皮层对复杂刺激采用稀疏表示的原则。这也表明自然图像能够被压缩感知^{[26][20]}。基于该特性，本章提出一种基于稀疏表示的图像反卷积算法以提高图像复原的质量。

本章将首先详细介绍稀疏表示的理论及其数学模型，讨论其稀疏编码优化算法以及字典训练方法。然后深入研究基于自然梯度分布知识的图像反卷积算法，它使用数学模型去拟合自然图像的梯度以取得最佳复原质量，可分别使用高斯分布，拉普拉斯分布以及更复杂的拉普拉斯分布去拟合。然后将详细分析基于高斯模型以及超拉普拉斯模型的反卷积算法性能以及缺陷。针对上述算法在噪声环境下存在的缺陷，本文在它的基础上再运用自然图像的稀疏表示特性以增加约束，从而复原出更好的图像。

3.2 稀疏表示

3.2.1 问题模型

稀疏表示理论^{[18][40]}假设自然信号能够被压缩表示。从数学角度来说，定义信号 $x \in R^n$ ，字典 $D \in R^{n \times k}$ (其中 $k \gg n$ ，且矩阵 D 是满秩)。根据稀疏表示原理，信号 x 可以被字典 D 中有限个原子元素来线性组合表示，其数学模型如下：

$$x = D\alpha = \sum_i d_i \alpha_i \quad (3-1)$$

其中向量 α 表示线性组合的系数。从数学上讲，稀疏表示的目标就是求解 α 。由于 $k \gg n$ ，故上述方程是欠定的，因此存在无数多组解。当然稀疏表示理论的目标不仅仅是求解 α ，它还要要求 α 是最稀疏的，即 α 只有有限个非零点，其余元素均为零。其示意图如下：

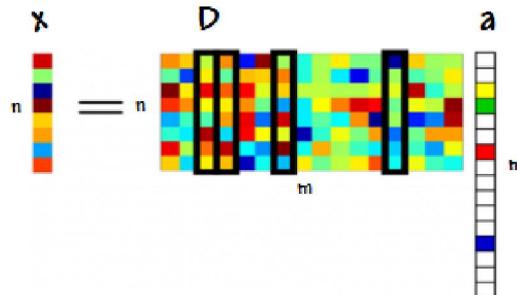


图 3.1 信号 x 的稀疏表示示意图

稀释表示要求在保证信号重建精度的基础上，寻求最稀疏的系数 α 。对于该问题，其数学模型如下：

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad s.t. \ x = D\alpha \quad (3-2)$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数，即非零元素的个数。一般要求 $\|\alpha\|_0 \ll k$ ，当然我们可以定义稀疏性约束，强制要求 $\|\alpha\|_0 \leq s$ ，即要求利用字典 D 中最多 S 个元素来线性表示信号 x 。为保证信号重建精度，定义重建误差为 $\|x - D\alpha\|_2^2 \leq T$ ，其中 T 表示重建误差，模型又可以如下表示：

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad s.t. \ \|x - D\alpha\|_2^2 \leq T \quad (3-3)$$

Donoho 和 Elad 证明当字典矩阵 D 满足一定的条件时，上述 l_0 范数优化问题存在唯一解^[41]。当字典 D 是 H 空间的一个正交基时，求解最稀疏系数 α 很容易；然而对于普通的训练字典（非正交，冗余，完备）来说，求解该问题是一个 NP 难问题，因为 l_0 范数是非凸的。数学家 Tao 和 Candes 证明在 RIP 条件下， l_0 范数和 l_1 范数的优化问题存在相同的解^[42]。由于 l_1 范数优化问题是一个凸优化问题，因此必然存在唯一解。在该理论的帮助下，用 l_1 范数代替 l_0 范数，使该问题转化成无约束的凸优化问题。 l_1 范数的稀释表示模型如下：

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \quad s.t. \ \|x - D\alpha\|_2^2 \leq T \quad (3-4)$$

其中 $\|\alpha\|_1$ 表示 l_1 范数，表示稀疏系数 α 的元素之和。

3.2.2 稀疏编码

稀释表示的核心问题之一是对输入信号的稀疏编码问题。它假设字典 D 已知，根据输入信号 x 求解其最稀疏的系数 α 。根据其稀疏表示模型的不同，主要分 2 大类方法：

1) 针对 l_0 范数的稀释表示模型

该类问题的模型就是公式(3-3)，一般采用贪婪算法(greedy algorithm)^[43]，代表有匹配追踪算法(Matching Pursuit)和正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursurt)^[44]。贪婪算法通过计算字典中所有原子与信号的内积的方式来找到与信号最匹配的原子，在下一节将具体介绍该算法。

2) 针对 l_1 范数的稀释表示模型

在该模型即公式(3-4)中，用 l_1 范数代替 l_0 范数，使原来无法求解的 NP 组合最优化问题转化为求解线性规划最优化问题。对该式运用拉格朗日乘法，该模型可以转变为：

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|x - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (3-5)$$

其中 λ 为拉格朗日系数。该式刚好就是 LASSO^[45]算法的问题模型。解决该问题的方法有基追踪算法、基追踪去噪算法、Bregman 迭代正则化法^[46]。本文采用基于 LASR^[47]算法的 SPAMS 软件来解决该问题。

3.2.2.1 匹配追踪算法

匹配追踪算法通过将信号 x 垂直投影到字典 D 的元素上来进行重复估算，其核心思想是在每次迭代过程中选择与当前残差最相关的字典元素。在每次 MP 迭代过程中，信号被如下分解：

$$x = \sum_{i=1}^{k-1} a_i d_i^s + R_k x = x_k + R_k x \quad (3-6)$$

其中 x_k 表示第 k 次估计的信号， $R_k x$ 表示第 k 次估计的信号残差， d_i^s 表示被选中的字典元素。

算法 3-1: 匹配追踪算法(MP)

输入: 信号 x , 字典 D , 重建误差 T

输出: 稀疏表示系数 α

1 初始化: $R_0 x = x, x_0 = 0, k = 0, \Omega = \emptyset, \alpha = 0$

2 While $\|R_k x\|^2 < T$

2.1: 选择与当前残差最相关的字典元素，其表现为信号残差 $R_k x$ 与 d_k^s 的内积最大

$$d_k^s \text{ s.t. } \left| \langle R_k x, d_k^s \rangle \right| = \max_{j \in \Omega} \left| \langle R_k x, d_j \rangle \right|$$

$$\Omega = \Omega \cup d_k^s$$

$$\alpha_k = \langle R_k x, d_k^s \rangle$$

2.2: 更新残差 $R_{k+1} x$

$$R_{k+1} x = R_k x - \langle R_k x, d_k^s \rangle d_k^s$$

2.3: 更新估计信号 x_{k+1}

$$x_{k+1} = x_k + \langle R_k x, d_k^s \rangle d_k^s$$

$$k = k + 1$$

由于字典原子 d_k^s 与残差 $R_{k+1} x$ 是正交的，即 $\langle R_{k+1} x, d_k^s \rangle = 0$ ，因此残差能量有如下关系：

$$\|R_k x\|^2 = \|R_{k+1} x\|^2 + \left| \langle R_k x, d_k^s \rangle \right|^2 \quad (3-7)$$

则经过 M 次迭代之后，最终剩余图像残差能量为：

$$\|R_M x\|^2 = \|x\|^2 - \sum_{i=1}^{M-1} \left| \langle R_i x, d_i^s \rangle \right|^2 \quad (3-8)$$

这使得图像残差能量越来越小，这表明匹配追踪是收敛的。而最终估计的信号为：

$$x_M = \sum_{i=1}^{M-1} \langle R_i x, d_i^s \rangle d_i^s = \sum_{i=1}^{M-1} a_i d_i^s \quad (3-9)$$

3.2.2.2 正交匹配追踪算法

在 MP 算法中, 信号在已选原子组成的子空间上可能不是最优的, 因为它不是一个正交投影。正交匹配追踪递归地对所选原子的集合进行进行正交化, 很好地解决了 MP 算法存在的缺陷。OMP^[44]比 MP 算法收敛速度快, 信号重建精度更高。

算法 3-2: 正交匹配追踪算法(OMP)

输入: 信号 x , 字典 D , 重建误差 T

输出: 稀疏表示系数 α

1 初始化: $R_0 x = x, x_0 = 0, k = 0, \Omega = \emptyset, \alpha = 0$

2 While $\|R_k x\|^2 < T$

2.1: 选择与当前残差最相关的字典元素, 其表现为信号残差 $R_k x$ 与 d_k^s 的内积最大

$$d_k^s \text{ s.t. } \left| \langle R_k x, d_k^s \rangle \right| = \max_{j \notin \Omega} \left| \langle R_k x, d_j \rangle \right|$$

$$\Omega = \Omega \cup d_k^s$$

$$\alpha_k = \langle R_k x, d_k^s \rangle$$

2.2: 采用 Gram-Schmidt 算法对 d_{k+1}^s 进行正交化处理

2.3: 更新残差 $R_{k+1} x$

$$R_{k+1} x = R_k x - \frac{R_k x, u_k}{\|u_k\|^2} u_k$$

2.4: 更新估计信号 x_{k+1}

$$x_{k+1} = x_k + \frac{R_k x, u_k}{\|u_k\|^2} u_k$$

$$k = k + 1$$

3.2.3 训练字典

稀疏表示理论需要解决 2 个重要问题: 稀疏编码以及字典的选择或生成。在之前讨论的稀疏编码问题中, 假设字典 D 是已知的。本节将讨论字典的选择以及生成方法。

字典按照其构造方法分为 2 类: 基字典和学习字典。基字典通过数学模型计算而来, 具有结构简单, 快速计算的优点。而学习字典则运用机器学习的方法, 从图像样本中识别自然图像的最主要组成要素, 并以此构造字典。学习字典与基字典相比, 其字典数据结构性差, 因此导致稀疏编码效率低; 但其针对性更强, 针对特定类型的图像时, 基于学习字典的稀疏表示系

数更加稀疏，重建信号更好。Olshausen 和 Field 首次提出基于样本的字典训练方法，强调字典的冗余性和过完备性。训练字典的数学模型如下^[35]：

$$\hat{D} = \arg \min_{D, \alpha} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\|x_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1 \right) \text{ s.t. } \|D_i\|_2^2 \leq 1 \quad (3-10)$$

其中字典 $D \in R^{n \times k}$ ； $x_i \in R^{\sqrt{n} \times \sqrt{n}}$ 表示图像样本块，从训练图片集中随机采集 m 个样本块，经过向量化和正规化，以此组成训练集 $\{x_i\}_1^m$ 。该目标函数要求训练出的字典 D 最能够稀疏表示训练集 $\{x_i\}_1^m$ 。由于存在 2 个未知变量，即字典 D 和稀疏系数 α ，该目标函数是非凸的。但当其中一个变量固定时，该优化问题就转化为凸优化问题。一般通过交替固定其中一个变量并以此优化另一个变量来解决该问题。图 3.2 展示了本文训练的字典。

算法 3-3: 字典训练算法

输入: 训练集 $\{x_i\}_1^m$ ，初始字典 D_0

输出: 训练字典 D

1 初始化: $D = D_0$ ，一般采用基字典来初始化

2 While 达到稀疏性要求，比如 $\|\alpha_i\|_1 < s$

2.1: 固定字典 D ，对训练集进行稀疏编码，可用 LASSO 算法或 OMP 算法解决：

$$\hat{\alpha} = \arg \min_a \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\|x_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1 \right)$$

2.2: 固定稀疏系数 α_i ，更新字典 D ，可以采用广义 PCA 算法，K-SVD^[34]算法：

$$\hat{D} = \arg \min_D \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\|x_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1 \right) \text{ s.t. } \|D_i\|_2^2 \leq 1$$



(a)字典训练样本集



(b)训练字典

图 3.2 训练字典

3.3 基于自然图像梯度分布的图像反卷积算法

3.3.1 问题模型

第二章介绍了众多图像反卷积算法，其中简单的滤波器处理速度非常快，但其复原质量很糟糕，或者稳定性不佳（易受噪声的干扰）。在这里，我们把图像边缘的统计特性作为一个突破点，以此来有效提高图像复原质量。

在数学模型上，通常把边缘统计特性^{[11][48][28]}作为一个正则化项，从而把反卷积问题转化为适定问题。由于边缘分布往往比较复杂，如何有效地对边缘统计特性进行精确建模以及如何对该问题进行优化是该类方法的难点。运用自然图像的边缘分布的图像反卷积算法，通常可以用以下数学模型表示：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho \quad (3-11)$$

其中 $\|l * k - b\|^2$ 表示数据匹配项，它要求降质过程符合模糊核 k 的描述； $\|\nabla l\|^\rho$ 表示图像先验知识，即图像梯度分布拟合项， ∇l 表示图像梯度，而 $\rho > 0$ 。运用不同的先验知识， ρ 也不一样。当 $\rho = 2$ 时，表示该模型运用了高斯分布的先验知识，这就是第二章所介绍的约束最小二乘法；而当 $\rho = 1$ 时，表示该模型运用了拉普拉斯分布的先验知识，而这就是通常所说的 TV 正则化方法^[58]；当 $0 < \rho < 1$ 时，表示该模型运用了超拉普拉斯分布的先验知识。

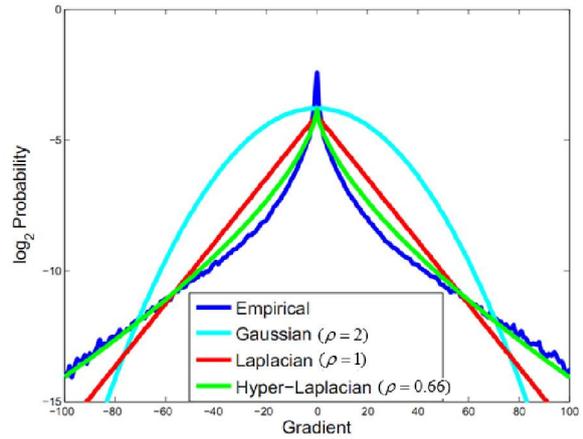
如果利用高斯分布去拟合边缘分布，则该问题的解是闭合的，解的形式可以利用导数求极小值的方法来确定，并可利用 FFT 技术减少计算量从而大大加速运算速度。然而由于真实的自然图像的边缘分布往往并不能很好地用高斯分布去拟合，这使得使用高斯正则项的正则化技术并不能产生非常好的解。

由于拉普拉斯分布去能更好地拟合自然图像的边缘分布，通常使用该正则项代替高斯正则项，它能产生更好的结果。 l_1 优化技术可以快速地解决该问题。最近研究发现自然图像的边缘分布比拉普拉斯分布具备一个更重的尾部，而超拉普拉斯分布能更好的拟合该分布。使用超拉普拉斯分布这一先验知识可以获得更好的复原质量，但与此相应增加的还有其计算量，通常比使用高斯分布或拉普拉斯分布先验知识的方法的计算速度缓慢的多。这是因为使用超拉普拉斯分布知识的问题是非凸的，这意味着很多解决 l_1 和 l_2 问题的方法不再有效。

图 3.3 展示了自然图像中的梯度分布情况以及各种数学模型的拟合状况。在图中，高斯分布与真实的自然梯度分布有着明显的偏差，拟合效果不佳；拉普拉斯分布比高斯分布更接近真实分布；超拉普拉斯分布比前两者能更好地去拟合真实的边缘分布，在分布尾部比拉普拉斯分布有更好的效果。



(a) 真实自然图像场景



(b) 自然图像梯度分布

图 3.3 自然图像的梯度分布和数学模型拟合状况

3.3.2 高斯模型

当 $\rho = 2$ 时, 表示该模型运用高斯分布先验知识, 即约束最小二乘法, 其目标函数定义如下:

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^2 \quad (3-12)$$

该目标函数是一个凸函数, 其存在一个闭合的解。下面展示最小化该目标函数的过程:

算法 3-4 极小化目标函数(3-13)

1. 由于该目标函数中的变量都是矩阵形式, 其可以如下重新表达:

$$f(l) = \|l * k - b\|^T \|l * k - b\| + \mu \|\nabla l\|^T \|\nabla l\| \quad (3-13)$$

2. 等式两边对 l 求偏导数, 可得:

$$\frac{\partial f(l)}{\partial l} = 2(k^T k + \mu \partial_x^T \partial_x + \mu \partial_y^T \partial_y)l - k^T b \quad (3-14)$$

3. 令 $\frac{\partial f(l)}{\partial l} = 0$, 目标函数的解如下:

$$\hat{l} = \frac{k^T b}{k^T k + \mu(\partial_x^T \partial_x + \partial_y^T \partial_y)} \quad (3-15)$$

4. 运用快速傅里叶变化(FFT)技术, 将矩阵的空间卷积运算转化到频率域的点乘运算, 以此大大地降低计算量。

$$\hat{l} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(b)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(k) + \mu(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_y))} \right) \quad (3-16)$$

在第二章讨论约束最小二乘滤波器时，我们已经了解到该模型将平滑整幅图像。 $\|\nabla l\|^2$ 也可以表示为图像边缘的能量，最小化该项将使得图像边缘变得模糊。为保持图像的清晰边缘，定义以下目标函数：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l - \nabla l^s\|^2 \quad (3-17)$$

其中 ∇l^s 表示清晰显著的边缘，它将作为一种先验知识，在下一章节中将运用冲击滤波器来预测清晰边缘。 $\|\nabla l - \nabla l^s\|^2$ 将在保留之前显著边缘的基础上，用高斯分布去拟合其余边缘的分布。最终在平滑图像的同时也保留着清晰边缘^[50]。该目标函数也有其闭合的解：

$$\hat{l} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(b) + \mu \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x l^s) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_y l^s) \right)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(k) + \mu \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_y) \right)} \right) \quad (3-18)$$

3.3.3 超拉普拉斯模型

当 $\rho = 1$ 时，表示该图像反卷积模型运用了拉普拉斯分布拟合自然图像的梯度分布，即常见的 TV 正则化方法，最小化该目标函数可运用 l_1 技术来解决，比如经典的 LASSO 算法。当 $\rho < 1$ 时，表示该模型运用了超拉普拉斯模型的先验知识，其目标函数定义如下：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho \quad \text{s.t. } \rho < 1 \quad (3-19)$$

由于 $\rho < 1$ ，上述模型是非凸的，它并不具备闭合形式的解，同样不能使用 l_1 优化技术来解。一般用共轭梯度法来解决最小化问题，由于每次迭代均需要一次昂贵的卷积计算，因此其计算速度缓慢耗时。这里将运用半二次正则化方法^{[33][52]}来解决该问题。方法如下：首先引入辅助变量 \mathbf{v} ，这使得我们可以把 $\|\nabla l\|^\rho$ 转移到外面，从而获得以下目标函数：

$$\hat{l} = \arg \min_{l, \mathbf{v}} \|l * k - b\|^2 + \mu \|\mathbf{v}\|^\rho + \beta \|\nabla l - \mathbf{v}\|^2 \quad (3-20)$$

其中 β 是权重，当 $\beta \rightarrow \infty$ 时，该式子等效公式(3-19)。当 β 固定时，最小化该目标函数可分为两个子问题来解决：

1) 固定变量 \mathbf{v} ，优化 l ，该目标函数可简化为：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \beta \|\nabla l - \mathbf{v}\|^2 \quad (3-21)$$

该问题存在闭合形式的解，运用之前的方法，其解形式如下：

$$\hat{l} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(b) + \beta \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(v_1) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(v_2) \right)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(k) + \beta \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_y) \right)} \right) \quad (3-22)$$

2) 固定变量 l , 优化 v , 其目标函数又可重新定义如下:

$$\hat{v} = \arg \min_v \mu |v|^\rho + \beta \|\nabla l - v\|^2 \quad (3-23)$$

对于该目标函数(3-23)来说, 由于 ρ 已知, 该方程的解 v 只依赖于变量 β 和 ∇l , 通过构建一个查找表可以有效快速地解决该问题。方法如下: 首先利用牛顿迭代法 (Newton-Raphson Method) 或其他特定的求根搜索方法计算 ∇l 值域范围内的 v 最优化值, 以此建立查找表; 之后计算相同的输入值时, 只需要查找结果就可以, 从而大大地减少计算量, 尤其对于大尺寸的图像而言。牛顿迭代法是一种通用的求根方法, 但其收敛速度慢且精度不高。当 $\rho = 2/3$ 或 $\rho = 1/2$ 时, 存在一些优化的求根方法, 这可以大大地加快计算速度。

算法 3-5: 基于超拉普拉斯先验知识的反卷积算法

输入: 降质图像 b , 模糊核 k , 正则化系数 μ

输出: 复原图像 l

1 初始化: $l = b$, $\beta_0 = \mu/2$, $\beta_{\max} = 256 * \beta_0$, $\beta = \beta_0$

2 While $\beta < \beta_{\max}$

{

2.1: 固定变量 v , 优化 l , 运用公式(3-22)解决

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \beta \|\nabla l - v\|^2$$

2.2: 固定变量 l , 优化 v , 运用查找表的方法快速解决该问题

$$\hat{v} = \arg \min_v \eta |v|^\rho + \beta \|\nabla l - v\|^2$$

2.3: $\beta = \beta * \beta_{inc}$

}

3.4 结合稀疏表示的图像反卷积算法

在上一节中, 本文详细介绍了基于自然梯度分布的图像反卷积算法, 它运用各种数学模型去拟合自然图像的梯度分布。为提高图像复原质量, 该方法充分挖掘自然图像分布的先验知识, 它分别使用高斯分布, 拉普拉斯分布以及超拉普拉斯分布去更好地拟合。在第二章介绍的凸集投影算法中, 先验知识将作为图像复原解的限制条件, 先验知识利用的越充分, 复原图像效果越佳; 先验知识越多, 则解的限制条件越多, 就越容易获得更好的解。

3.4.1 问题模型

在 3.1 节中对灵长类动物的视觉研究表明，自然图像能够被稀疏表示。能够被稀疏表示的图像不一定是自然图像，但自然图像肯定能够被稀疏表示，不然是不符合人眼的视觉感受的。本节将在之前反卷积算法的基础上运用稀疏表示，以复原出更好更自然的图像^{[53][54]}。该算法的数学模型如下：

$$\hat{l} = \arg \min_{l, \alpha} \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho + \lambda \|a\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|l - D\alpha\|_2^2 \leq T \quad (3-24)$$

其中 $\|l * k - b\|^2$ 表示数据重建匹配项，要求图像重建后有最大的相似度； ∇l 表示复原图像梯度，通常只是用图像的水平垂直方向的梯度信息，即 $[\nabla l_x, \nabla l_y]$ ； $\|\nabla l\|^\rho$ 表示自然图像梯度拟合项， $\rho > 0$ ，不同的 ρ 意味着不同的数学模型； $\|a\|_0$ 表示复原图像的稀疏表示系数，这里运用 l_0 范数的稀疏表示模型； $\|l - D\alpha\|_2^2$ 表示稀疏重建项，约束稀疏表示的精度； T 表示重建误差； μ 、 λ 表示正则项系数，用于控制各个先验知识正则项的权重。根据 3.2 节介绍的稀疏表示理论，该目标也可以重新定义如下：

$$\hat{l} = \arg \min_{l, \alpha} \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho + \lambda \|a\|_1 + \gamma \|l - D\alpha\|_2^2 \quad (3-25)$$

由于该目标函数存在 2 个未知变量： l 和 α ，因此该函数并不是凸函数，不存在闭合形式的解。我们可以通过分别固定其中一个变量以此来优化另一个变量。该方法实际上把上述问题分成两个子问题：图像反卷积问题和稀疏表示问题。在上述两个子问题中，由于变量减少，它们都可以采用现有方法进行求解。

3.4.2 图像反卷积子问题

首先固定变量 α ，最优化变量 l ，去除与最小化无关项，该目标函数可简化为：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho + \gamma \|l - D\alpha\|_2^2 \quad (3-26)$$

该目标函数由两个数据匹配项和一个自然图像梯度拟合项组成，可以发现极小化该问题的方法与基于自然图像梯度分布的图像反卷积算法类似。具体的解决方法与参数 ρ 有关。

当 $\rho = 2$ 时，目标函数为：

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^2 + \gamma \|l - D\alpha\|_2^2 \quad (3-27)$$

该目标函数存在闭合形式的解，跟算法 3-2 类似，其解形式如下：

$$\hat{l} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(b) + \gamma \mathcal{F}(D\alpha)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(k) + \mu (\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_x)) + \gamma} \right) \quad (3-28)$$

当 $\rho < 1$ 时, 表明该模型同时运用了超拉普拉斯分布和稀疏分布的先验知识, 求解该目标函数与与算法 3-2 类似, 只需要把公式(3-22)如下替换:

$$\hat{l} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(b) + \beta \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(v_1) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(v_2) \right) + \gamma \mathcal{F}(D\alpha)}{\overline{\mathcal{F}(k)} \circ \mathcal{F}(k) + \beta \left(\overline{\mathcal{F}(\partial_x)} \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \overline{\mathcal{F}(\partial_y)} \circ \mathcal{F}(\partial_y) \right) + \gamma} \right) \quad (3-29)$$

3.4.3 稀疏表示子问题

之前步骤已经计算出最新的图像 l , 接下来进行最优化变量 α , 该目标函数也可简化为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \gamma \|l - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (3-30)$$

上述目标函数显然就是稀疏表示问题的原型, 可以使用 OMP 算法或 LASSO 算法来解决该问题。由于字典 $D \in R^{n \times k}$, 其只能处理特定大小的图像块($\sqrt{n} \times \sqrt{n}$), 在实际处理稀疏表示时, 不可能根据实际图像 l 的尺寸再来训练相应的字典, 因此需要对目标图像进行采样分块处理。对图像 l 依次采样大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的图像块 $\{x_i\}$, 采集方法如下:

$$x_i = P_i l \quad (3-31)$$

其中 P_i 表示采集矩阵, 它从图像 l 第 i 个位置采集指定大小的图像块。由于自然图像能够被稀疏表示, 这意味着图像主体结构能够被字典 D 有限个元素来线性表示, 因此图像残差能量将以噪声为主, 我们定义图像残差能量 $T = c\sigma^2$, 其中 c 表示常数, σ^2 表示噪声方差。当图像残差能量小于 T 时, 基本可以认为图像主体已经被稀疏表示完毕, 剩余部分则属于噪声部分, 从而达到降噪的目的。我们运用 l_1 范数稀疏表示模型来对这些图像块进行稀疏编码:

$$\{\hat{a}_i\} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha_i\|_1 \text{ s.t. } \|x_i - D\alpha_i\|_2^2 \leq c\sigma^2 \quad (3-32)$$

可以对稀疏性进行限制, 从而限制噪声被稀疏表示:

$$\{\hat{a}_i\} = \arg \min_{\alpha} \|x_i - D\alpha_i\|_2^2 \text{ s.t. } \|\alpha_i\|_1 \leq s \quad (3-33)$$

其中 s 表示稀疏系数 α 中非零元素的最大个数。接下来我们运用稀疏系数 $\{\hat{a}_i\}$ 进行图像重建, 根据图像采集矩阵, 其重建模型如下:

$$x_i = P_i l \approx D\alpha_i \quad (3-34)$$

$$l = \sum_{i=1}^m x_i ./ \sum_{i=1}^m P_i = \sum_{i=1}^m D\alpha_i ./ \sum_{i=1}^m P_i \quad (3-35)$$

图像块是以正方形为单位进行采集, 当相邻两块图像块不重叠时, 由于稀疏表示编码过程的差异, 导致其重建图像块的边缘不再平滑过渡, 这使得整幅重建图像看上去就像一块一块木

块搭起来似的。为避免这种现象的发生，在采集图像块时采用重叠(overlap)的策略，即每相邻的两块图像块将重叠其中一部分边界。我们对于重复采样的区域进行平均化处理，这可降低边界效应，但有可能导致图像变得模糊。重叠区域越大，采集的图像块数量越多，计算量更大，降噪能力越强。为有效识别自然图像中的通用结构，从而最稀疏地表达该图像，达到抑制噪声的目的，一般使用学习字典，并选择与处理类型类似的图像作为训练集^{[20][21][22][24]}。

3.4.4 小结

该算法充分利用了自然图像的梯度分布和自然图像稀疏表示的先验知识，以此复原出更加自然更加符合人类视觉品质的图像。由于运用了更多的先验知识，其数学模型更加复杂，通过把复杂问题分解成相对简单问题的方法来到达极小化的目的。该方法可用以下算法来描述：

算法 3-6: 结合稀疏表示的图像反卷积算法

输入: 降质图像 b ，模糊核 k ，训练字典 D ，梯度模型参数 ρ ，正则化参数 μ ， λ ， γ
重叠尺寸 overlap ，噪声方差 σ^2 ，迭代次数 T

输出: 输出图像 l

1 初始化:

1.1 初始化稀疏表示系数 $\{\hat{\alpha}_i\}$ ，对降质图像 b 进行稀疏表示。

1.2 初始化估计图像: 运用公式(3-35)进行稀疏重建， $l_0 = D\{\alpha_i\}$

2 采用迭代法解决目标函数(3-25)

for $k=1:1:T$

{

2.1 图像更新: 运用 3.4.2 节的方法解决该目标函数:

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l * k - b\|^2 + \mu \|\nabla l\|^\rho + \gamma \|l - D\alpha\|_2^2$$

2.2 稀疏表示: 运用 3.4.3 节的方法解决该目标函数:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_a \gamma \|l - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1$$

}

3.5 实验与分析

3.5.1 图像复原质量评价指标

在进行实验之前，首先介绍 3 种图像复原质量的评价指标，分别是：均方根误差，峰值信

噪比，结构相似度^[38]。这些指标用于评估复原图像与原始理想图像的差异，通常认为两者图像差异越小，则复原效果越好。当然这些图像评价指标的好坏与人类视觉品质可能不一致，但通常两者是正比关系的。

3.5.1.1 均方根误差

均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)经常被用于评估预测模型结果与真实观测数据的差异性。它是一种衡量测量精度的数值指标，其值为预测值与真值偏差的平方和的平均值的平方根。为评估真实图像 $x \in R^{n \times m}$ 以及复原图像 $y \in R^{n \times m}$ ，可以按照以下公式来计算均方根误差：

$$MSE(x, y) = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^{n \times m} (x_i - y_i)^2 \quad (3-36)$$

$$RMSE(x, y) = \sqrt{MSE(x, y)} = \sqrt{\frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^{n \times m} (x_i - y_i)^2} \quad (3-37)$$

其中 MSE 表示均方误差。从上述计算模型可知，当 $RMSE = 0$ ，表示图像 x ， y 完全一致，这时候复原效果是最佳的；当 $RMSE > 0$ 时，表示两张图像存在差异；随着 $RMSE$ 增大，表示两者差异性变得大。用 $RMSE$ 来评估图像复原质量时，其值越小越好。

3.5.1.2 峰值信噪比

峰值信噪比(Peak Signal To Noise Ratio, PSNR)是一个表示信号最大可能功率和背景噪声功率的比值。它经常用于图像信号重建质量的评测方法。峰值信噪比跟 $RMSE$ 类似，都基于均方误差。由于许多信号有非常宽的动态范围，其值常常取 10 的对数，以分贝(dB)作为单位。PSNR 的数学模型如下：

$$PSNR(x, y) = 10 \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE(x, y)} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{\|2^n - 1\|}{RMSE(x, y)} \right) \quad (3-38)$$

其中 n 表示图像存储位数，则 $(2^n - 1)$ 表示像素值的最大值，对于数字图像来说，一般取 $n=8$ 。对于 PSNR 指标来说，其值越高，则表示信号重建质量越好。人类视觉可接受的 PSNR 值一般在 30dB 与 40dB 之间。

3.5.1.3 结构相似度

$RMSE$ 和 $PSNR$ 是评估图像复原质量的常用指标，不过很多实验结果表明，它们的值无法和人类视觉品质保持完全一致，比如 $PSNR$ 较高的图像可能比较低者的视觉效果更差。这是由

于人眼对图像误差的敏感性与指标方法的数学模型对于数据差异的敏感性不一致造成的，相比色度的差异，人眼更敏感于亮度的变化，而数学模型对这些变化却一视同仁。

为克服上述指标的缺点，Z. Zhang^[38]提出结构相似度(Structural Similarity Index Measurement, SSIM)的图像复原质量指标。RMSE 和 PSNR 这两个指标基于均方误差，而 SSIM 则关注图像中的结构信息。SSIM 的核心思想在于：像素之间都有非常强的内部联系，像素的空间距离越小，这种内部联系则越越强，而这种内部联系则蕴含了视觉场景中非常重要的物体结构信息。SSIM 的数学模型如下：

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (3-39)$$

其中 μ_x 、 μ_y 表示图像平均值； σ_x^2 、 σ_y^2 表示图像方差； σ_{xy} 表示图像 x, y 之间的协方差； c_1 、 c_2 表示常数。SSIM 的值域为 $[-1, 1]$ ，当 $SSIM = 1$ 时，表示图像 x, y 完全一致；随着 SSIM 值的减小，表示图像 x, y 相似度在下降，这意味着图像复原质量在下降。

3.5.2 噪声增益

在实验中需要对运动模糊图像加入加性随机噪声，噪声污染模型定义如下：

$$n = noise_gain \times rand(x, y, 0, 1) \quad (3-40)$$

其中 $noise_gain$ 表示噪声增益，定义了噪声的最大幅度； $rand(x, y, 0, 1)$ 表示返回大小为 $[0, 1]$ 的随机值，随机矩阵大小 (x, y) 。噪声增益越大，对图像质量的影响就越大。下图展示噪声增益与图像质量的关系，分别使用上述 3 种指标去评估其图像质量。

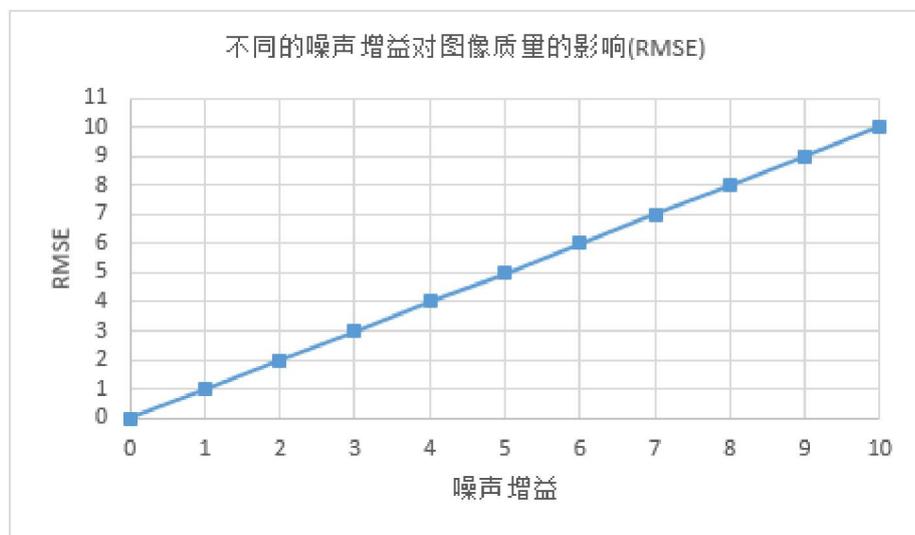


图 3.4 不同的噪声增益对图像质量的影响(RMSE)

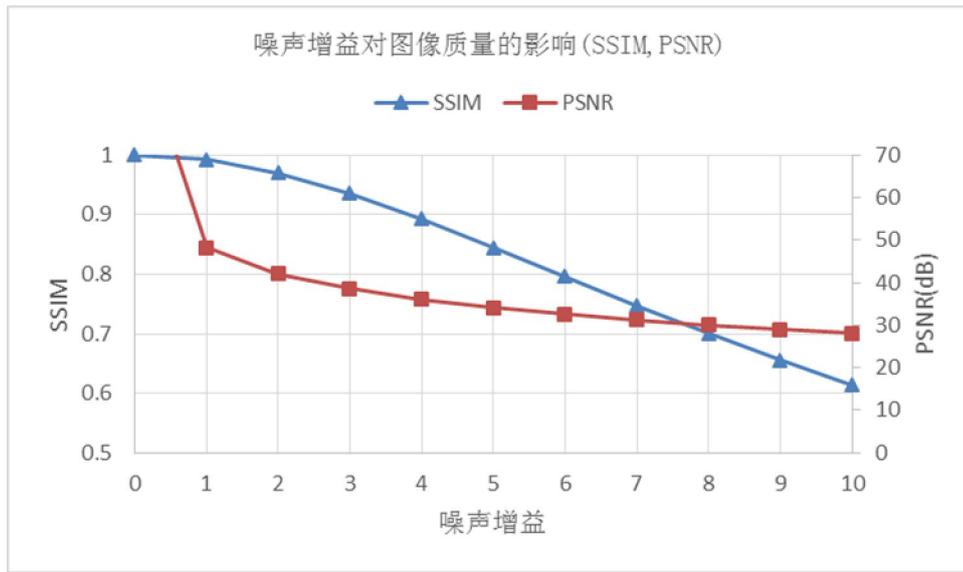


图 3.5 不同的噪声增益对图像质量的影响(SSIM,PSNR)

在图 3.4 中，可以发现 RMSE 对噪声增益成线性关系；而在图 3.5 中，同样基于 MSE 方法的 PSNR 指标变化比较剧烈，在初始阶段对噪声增益极其敏感，而在后期变化比较缓慢；SSIM 对噪声增益也成比较线性的关系，在初始阶段能够容忍较小的噪声增益，当对于较强的噪声，它能够变得足够敏感和线性。

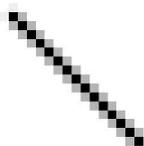
3.5.3 精确模糊核条件下的反卷积性能

本节将分别用高斯反卷积算法，超拉普拉斯反卷积算法，以及本文算法对运动模糊图像进行图像反卷积复原，并且将测试上述三种反卷积算法在不同噪声增益条件下的图像复原质量。实验中，本文算法采用 $\rho = 2/3$ ，即采用超拉普拉斯先验知识和稀疏表示知识。首先介绍实验环境，根据 2.1 节介绍的图像降质模型并结合噪声增益，图像降质模型如下：

$$b = k * l + noise_gain \times rand(x, y, 0, 1) \quad (3-41)$$

由于本文主要针对运动模糊图像，因此实验将主要测试以下模糊核：

- 1) 运动模糊核 (motion) 参数为长度 $l=21$ ，方向 $\theta=135$ ，图 3.6a 所示
- 2) 自定义运动模糊核模糊核 (user1)，图 3.6b 所示
- 3) 自定义运动模糊核模糊核 (user2)，图 3.6c 所示



(a)运动模糊核 motion



(b)自定义运动模糊核 user1



(c)自定义运动模糊核 user2

图 3.6 常见运动模糊核

表 3.1 图像反卷积算法对噪声鲁棒性测试(RMSE)

图像	PSF	噪声增益	高斯反卷积	超拉普拉斯反卷积	本文算法
lena	user1	1	8.297903	7.706647	8.127188
lena	user1	3	21.07454	16.60134	8.925302
lena	user1	5	35.19552	27.35279	10.18747
lena	user1	7	48.61042	37.46115	11.86262
lena	user1	9	66.00446	51.85963	13.68844
lena	user2	1	7.975342	7.400042	8.021951
lena	user2	3	20.27426	16.09981	8.818791
lena	user2	5	33.07539	25.69877	10.16571
lena	user2	7	46.0856	35.72285	11.90534
lena	user2	9	58.72937	45.35848	13.63829
lena	motion	1	9.266439	9.174932	9.7586
lena	motion	3	18.43487	14.23684	10.3312
lena	motion	5	29.24331	21.11103	11.28395
lena	motion	7	40.27997	28.47251	12.59751
lena	motion	9	51.13333	35.80866	14.06055
cameraman	user1	1	8.460167	8.018702	9.286125
cameraman	user1	3	21.59018	17.28155	9.968889
cameraman	user1	5	35.5065	27.67422	11.23744
cameraman	user1	7	48.21717	37.03005	12.76816
cameraman	user1	9	62.97893	49.07997	14.55199
cameraman	user2	1	8.349325	7.960476	9.426606
cameraman	user2	3	20.30614	16.23786	10.18699
cameraman	user2	5	33.56978	26.1852	11.3402
cameraman	user2	7	46.14216	35.76081	12.79607
cameraman	user2	9	59.60328	46.15689	14.70484
cameraman	motion	1	9.854681	10.0608	11.28865
cameraman	motion	3	18.63829	14.69884	11.76558
cameraman	motion	5	29.32083	21.4483	12.64738
cameraman	motion	7	40.55275	28.87808	13.93366
cameraman	motion	9	51.17891	35.91744	15.3565

注：RMSE 指标越小表示偏差越小，则复原质量越好

本次实验将测试这 3 种反卷积算法在不同噪声增益条件下的图像复原质量。本文将运用上述模糊核对清晰图像进行模糊降质，然后再施加随机噪声，噪声增益范围为[0-10]。表 3.1 展示了上述 3 种反卷积算法对噪声增益的鲁棒性。当噪声很小时(噪声增益为 1)，此时超拉普拉斯反卷积算法性能最好，这是由于其采用的超拉普拉斯分布比高斯分布更能匹配自然图像的梯度分布，因此复原质量比高斯反卷积算法来得高。又由于此时噪声干扰较小，本文算法又采用了稀疏表示约束重建图像，因此损失了部分精度和性能。然而随着噪声增益的增强，基于自然梯度分布

表 3.2 图像反卷积算法对噪声鲁棒性测试(SSIM)

图像	PSF	噪声增益	高斯反卷积	超拉普拉斯反卷积	本文算法
lena	user1	1	0.700	0.760	0.842
lena	user1	3	0.310	0.400	0.782
lena	user1	5	0.172	0.234	0.695
lena	user1	7	0.109	0.156	0.603
lena	user1	9	0.069	0.101	0.518
lena	user2	1	0.719	0.774	0.847
lena	user2	3	0.328	0.415	0.783
lena	user2	5	0.185	0.250	0.694
lena	user2	7	0.118	0.166	0.598
lena	user2	9	0.083	0.121	0.520
lena	motion	1	0.708	0.765	0.801
lena	motion	3	0.348	0.472	0.755
lena	motion	5	0.200	0.298	0.682
lena	motion	7	0.132	0.207	0.607
lena	motion	9	0.092	0.151	0.534
cameraman	user1	1	0.679	0.754	0.878
cameraman	user1	3	0.292	0.371	0.805
cameraman	user1	5	0.168	0.224	0.698
cameraman	user1	7	0.116	0.159	0.594
cameraman	user1	9	0.083	0.115	0.501
cameraman	user2	1	0.690	0.760	0.870
cameraman	user2	3	0.307	0.391	0.794
cameraman	user2	5	0.179	0.236	0.688
cameraman	user2	7	0.123	0.165	0.586
cameraman	user2	9	0.087	0.121	0.492
cameraman	motion	1	0.694	0.766	0.827
cameraman	motion	3	0.333	0.456	0.772
cameraman	motion	5	0.195	0.284	0.684
cameraman	motion	7	0.134	0.200	0.591
cameraman	motion	9	0.099	0.152	0.512

注：SSIM 指标越大表示与原始相似度越高，则复原质量越好

先验知识的反卷积算法的性能逐渐变差，图像表面噪声增强，显然梯度拟合正则项并抑制噪声的强烈干扰；而本文在此基础上增加了稀疏表示的先验知识，当噪声开始严重干扰图像反卷积性能时，稀疏表示技术能够更优先地识别自然图像结构从而抑制噪声放大，因此其总体性能最佳。表 3.2 运用结构相似度(SSIM)评估上述 3 种算法的性能，该表结果再次表明本文算法对噪声具备较强的鲁棒性。图 3.7 展示了上述 3 种反卷积算法在不同噪声增益的条件下的复原质量变化图(模糊核为 motion)，可以看出本文算法对噪声增益具有较强的鲁棒性。

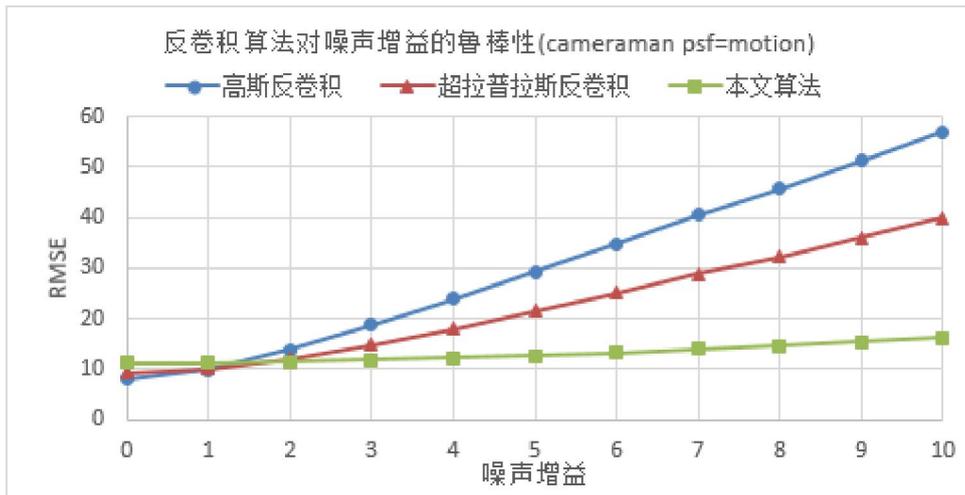
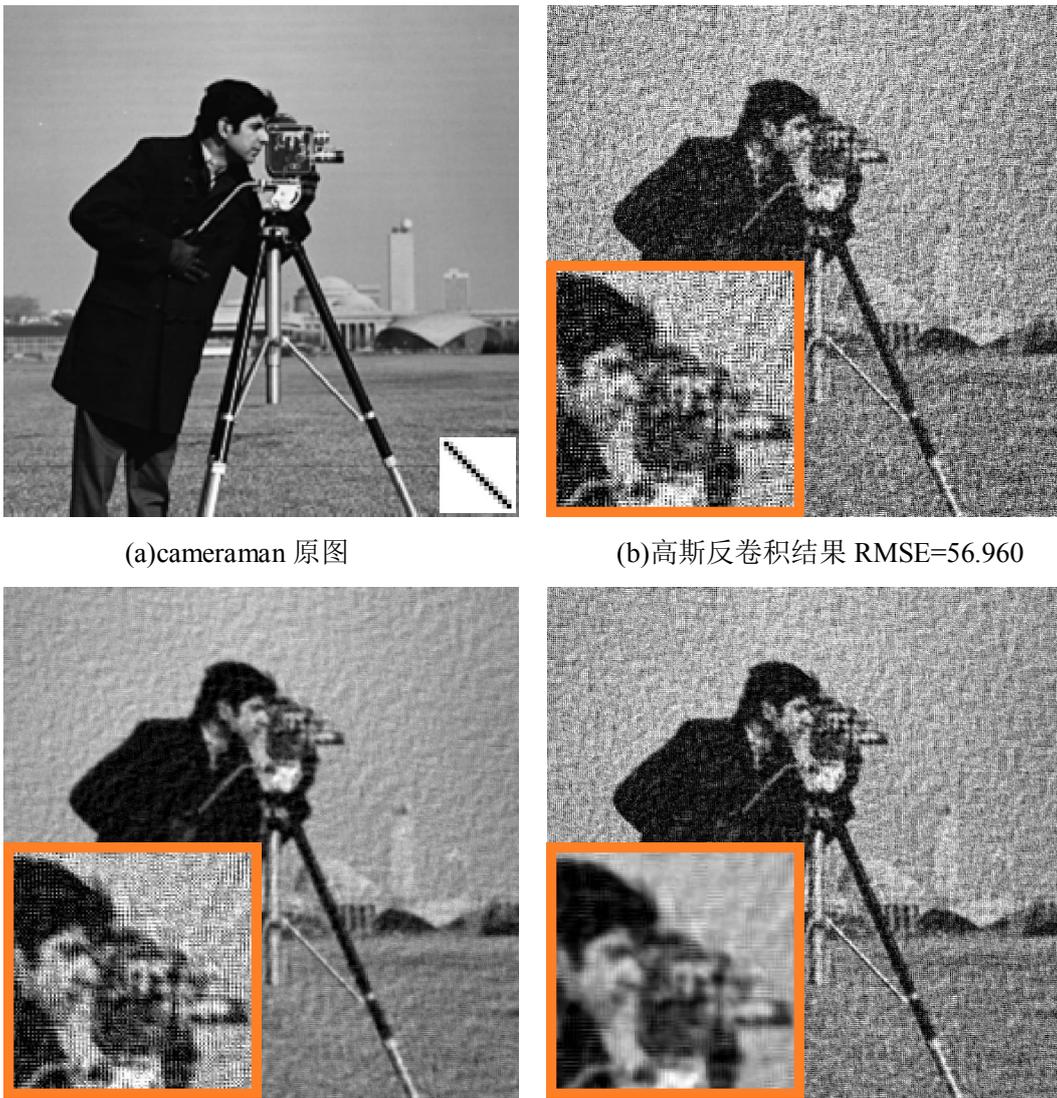


图 3.7 反卷积算法对噪声增益的鲁棒性



(a)cameraman 原图

(b)高斯反卷积结果 RMSE=56.960

(c) 超拉普拉斯反卷积结果 RMSE=39.946

(d) 本文算法结果 RMSE=16.183

图 3.8 噪声增益为 10 条件下反卷积算法效果对比(cameraman)

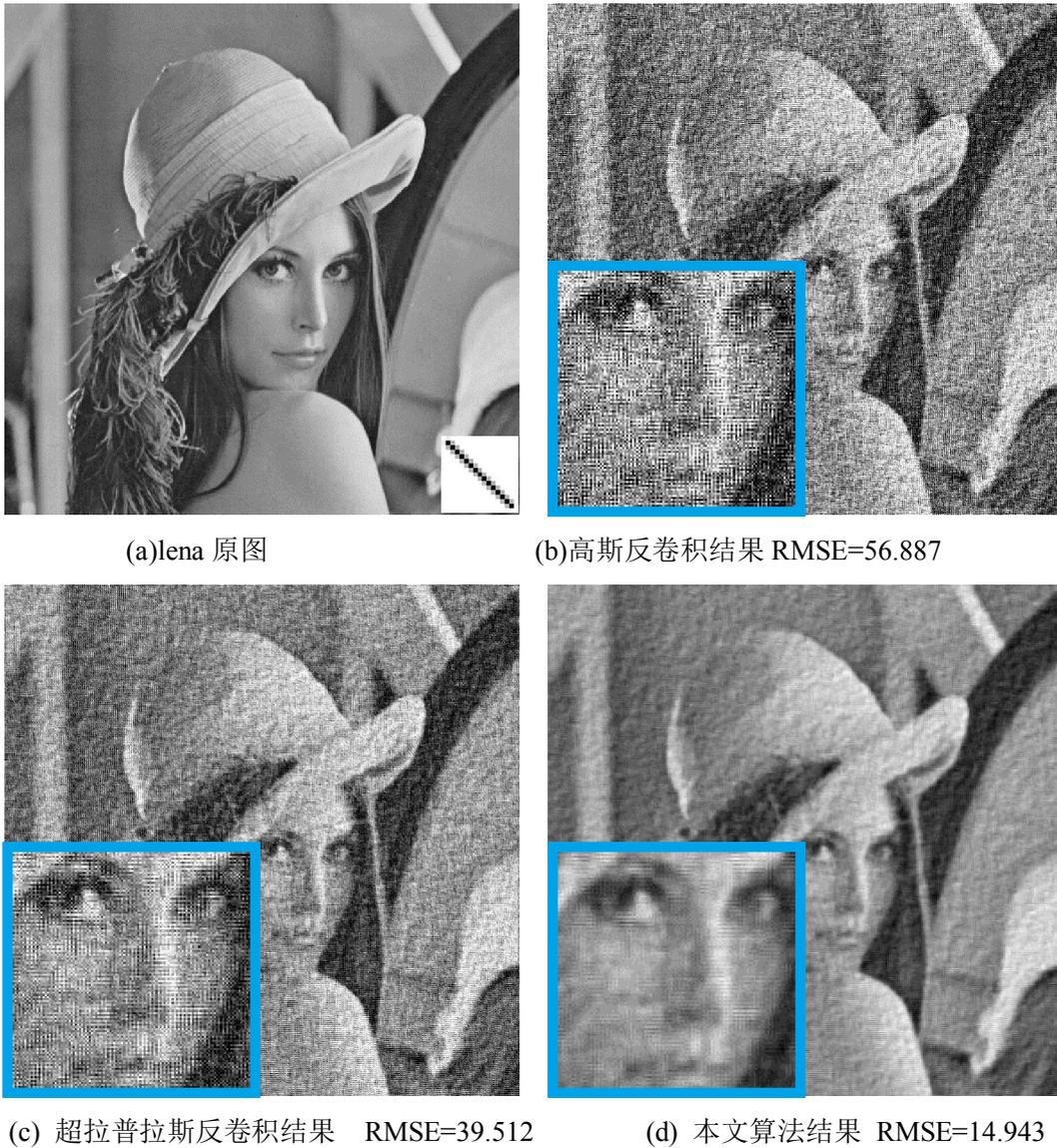


图 3.9 噪声增益为 10 条件下反卷积算法效果对比(lena)

图 3.8 和图 3.9 分别展示了在噪声增益为 10 条件下 3 种反卷积算法的复原图像效果，直接对比起视觉效果，基于自然梯度分布先验知识的反卷积算法对噪声的抑制能力较弱，其表面充斥着噪声，当然其图像边缘保持得比较好。本文算法在它的基础上结合稀疏表示的先验知识，上图展示了稀疏表示能够显著增强反卷积算法对噪声的抵抗力，增强其鲁棒性，克服了之前算法的缺陷。由于篇幅限制，其余类型的实验结果图像就不再展示。

本次实验表明，通过在基于自然图像梯度分布的反卷积算法上再应用稀疏表示的先验知识，可以有效增强其对噪声的鲁棒性，有效提高图像的复原质量。

3.5.4 估计模糊核条件下的反卷积性能

本文第三章详细探讨了图像反卷积算法，并提出结合自然梯度分布先验知识和稀疏表示的图像反卷积算法，实验表明该算法对噪声增益具有较强的鲁棒性。虽然模糊核估计是一个粗糙到精细的过程，但是估计模糊核与真实模糊核存在一定的差距。因此本节将测试上述反卷积算法在不精确模糊核条件下的图像复原质量。

实验条件：对 lena 图像运用模糊核 user1(图 3.6b)进行运动模糊，然后再施加噪声增益为 3 的随机噪声。然后再运用本章的单帧运动模糊图像盲复原框架进行模糊核的估计(下一章讨论模糊核估计)，然后分别使用高斯反卷积算法，超拉普拉斯反卷积算法和本文提出的反卷积算法进行图像复原质量的对比。



(a)原始清晰图像



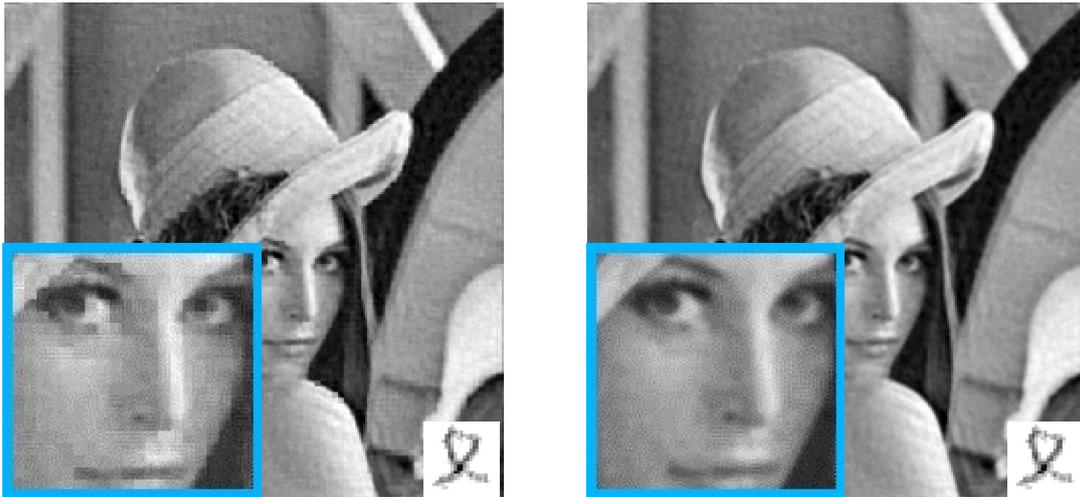
(b)运动模糊图像, RMSE=17.3



(c)高斯反卷积复原图像, RMSE=21.9



(d)超拉普拉斯反卷积复原图, RMSE=13.2



(e)本文算法(overlap=0), RMSE=11.8

(f)本文算法(overlap=5), RMSE=10.3

图 3.10 不精确模糊核条件的图像反卷积图像

现在对比图 c 和图 d 的图像质量和其复原指标, 可以发现超拉普拉斯模型的复原图像明显比高斯模型的复原质量好, 后者的复原图像存在一定的瑕疵, 比如图中人物帽子顶部出现一条边缘。当然两者的复原图像也均存在噪声污染的情况, 同时其表面也显得比较粗糙, 当然高斯模型的复原图像更加粗糙。图 e 和图 f 为采取本文方法而复原出来的图像, 图 e 没有运用重叠采样方法, 从而导致其图像中出现了很多个小方格, 在图像边缘上尤其明显。虽然该图的视觉效果上出现了锯齿的边缘, 可能比处理前更加糟糕; 但其图像复原质量指标比图 d 的好, 这是由于稀疏表示重建了图像块, 有效的消除了其中的噪声干扰, 虽然在整幅图像上组合这些图像块上尤其在图像块边缘的处理并不合理, 但其已经大幅降低图像块里的噪声。图 f 采用了重叠采样方法, 图 d 出现的方块效应并没有出现在它上面, 由于运用了重叠采样方法, 最后须处理的图像块更多, 从而使得图像上隐藏着的噪声能够被消除的更彻底; 又由于对重叠部分采取平均化的处理方法, 整幅图像并没有出现锯齿状现象。通过对比图像复原指标, 本文算法复原出来的指标最好, 这是由于它在前类算法的基础上添加了稀疏表示限制, 运用了更多的先验知识, 使得图像复原质量更好。本节实验结果表明, 在模糊核不精确的条件下, 本文提出的图像反卷积算法能够取得不错的图像复原质量。

3.6 总结

本章节详细介绍了有关稀疏表示理论和基于自然图像梯度分布先验知识的图像反卷积模型, 同时本章提出了结合稀疏表示的图像反卷积模型, 它充分利用了自然图像梯度分布的统计特性和自然图像能够被稀疏表示的特点。运用了更多的先验知识, 这使得它能够复原出质量更佳的图像。在实验部分, 我们详细地比较了上述反卷积算法对噪声增益的鲁棒性能, 结果表明本文算法能够有效地降低噪声的干扰。

第四章 基于多尺度的模糊核估计和盲复原

4.1 引言

由于噪声的干扰，图像反卷积问题是一个不适定问题。本文第三章结合稀疏表示探讨了基于正则化技术的图像反卷积算法，它们充分利用了各种先验知识，比如自然图像的梯度统计分布知识，以及自然图像的稀疏表示特性，以此很好的抑制噪声的干扰，从而复原出较理想的图像。而图像盲目反卷积算法则比图像反卷积问题更加病态，它连基本的 PSF 都是未知的。在该问题中，已知变量只有观察到的降质图像，而噪声和 PSF 都是未知，从数学上将，该问题存在无数的解。但针对特定类型的降质图像来说，如果能够了解到相关类型的降质模型中的特性的话，比如 PSF 特性，噪声产生原理，以及目标理想图像存在的显著特征，通过把这些知识转化为解空间中的限制条件，那么就有可能获得一个能够满足各种条件的解，即复原图像。

本章将针对单帧运动模糊图像进行盲复原。自然图像存在很多特征，比如清晰的边缘特征，有规律的图像梯度分布，以及能被稀疏表示的特性；运动模糊核具备以下特征：比如模糊核结构的连续性，单一性，非负性等等。这些先验知识将有助于图像盲复原，从而正确引导降质图像向理想图像演化。在数学模型上，这些先验知识将作为正则化项，限制解的范围，有效地将该病态问题转变为目标函数最优化问题。

图像盲目反卷积的关键问题是模糊核的估计问题，第二章所介绍到 PSF 估计通常有 2 类方法，本文采用了第一种方法，即先从降质模糊图像中估计出运动模糊核，再进行图像反卷积复原。基于自然图像具备清晰的边缘特征的先验知识，将运用冲击滤波器从模糊图像中预测出清晰的边缘，并根据边缘的降质过程来估计模糊核，从而引导全局图像的复原。在估计模糊核时，清晰边缘的选择对模糊核的结果有着重要影响，如果使用全部这些清晰边缘特征的话，它将受到噪声的严重干扰。当然选择的边缘信息过少的话，模糊核通常也很难被正确估计出来。当模糊核被估计出来后，需要对其进行修正。因为噪声的干扰始终存在于整个过程中，估计结果难免存在偏差以及噪声杂质。鉴于该原因，本文将充分利用运动模糊核的特点，对模糊核进行裁剪，正规化等操作，从而修复这些潜在错误，避免其影响后面的图像反卷积的复原质量。由于冲击滤波器不能在较大模糊核的条件下良好工作，本文将采用了图像金字塔的多尺度策略来提高模糊核的估计精度。

由于模糊核估计是一个从粗糙到精细的过程，且降质图像始终存在着噪声的干扰，如何选择合适的图像反卷积模型是个问题，因为越复杂越精密的模型在面对数据扰动的敏感性就越强。本文在模糊核估计过程中采用相对简单的高斯反卷积模型来更新图像，当模糊核得到足够优化后，将采用相对复杂的反卷积方法来复原出最终图像。

4.2 运动模糊

4.2.1 相机成像原理

首先将介绍相机的组成部件，以及相机的成像原理。这些知识将十分有助于理解运动模糊现象的发生。照相机通常由成像元件、暗室、成像介质与成像控制结构。

- 成像元件可以进行成像，通常是由光学玻璃制成的透镜组，称之为镜头。镜头将景物的影像聚焦到成像介质上，当光不能准确地被聚焦到成像平面将直接导致图像变形降质。镜头与成像介质的距离叫做焦距，如果焦距不合适，容易造成散焦模糊。因此镜头质量的好坏直接影响图像的成像质量。
- 成像介质则负责捕捉和记录影像，包括底片、CCD、CMOS等。噪声一般在这里被引入到图像中。比如CCD，CMOS通过将光转化为电信号再将其量化，此时将引入量化噪声；而传统的胶片容易受感光剂的化学特性的影响，容易产生椒盐噪声。
- 暗室为镜头与成像介质之间提供一个连接并保护成像介质不受干扰。
- 控制结构可以改变成像或记录影像的方式以影像最终的成像效果，包括光圈、快门、聚焦控制等。



图 4.1 相机的组成

照相机利用光的直线传播性质和光的折射与反射规律，通过成像介质捕捉某一瞬间的场景信息发射的光信息能量，最终成为可视的影像。照相机的光学成像元件是按照几何光学原理设计的，通过光线的直线传播、发射和折射原理，镜头把景物影像准确地聚焦在成像平面上。在摄影时必须控制好合适的曝光量，即到达成像介质的光子量，如果曝光过度的话，图像将不能分辨。相机可通过光圈改变镜头口径大小来控制曝光程度，同时使用快门的开闭时间控制曝光时间的长短。

4.2.2 运动模糊的特征

当相机快门开启的期间，场景发射或反射的光线源源不断经过光学镜头和快门，抵达机身暗室，被成像介质所捕获。最终所捕获的图像是成像介质在快门开启期间所捕获的来自于场景的光能量的总和。当部分场景或所有场景与相机发生相对运动时，该场景发射的光信息能量在成像介质中也发生相对位移。这就是运动模糊^[27]的产生原理。当快门开闭持续时间（即曝光时间）越长，场景与相机的相对位移越厉害，运动模糊也就越严重。在这里，模糊核就是 PSF。

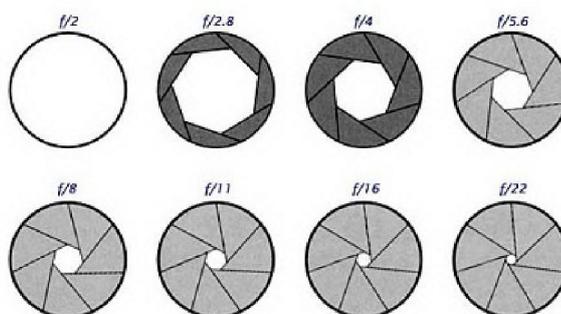


图 4.2 成像时光圈变化状态

根据运动模糊的原理，可以得知运动模糊核跟场景相机之间的相对运动有着密切的联系。运动模糊核具备以下特性：

- 运动是连续的，因此模糊核也应该是连续的。
- 运动具有速度，这导致模糊核也具有方向性，其模糊核形状与相对运动的轨迹相似。
- 运动具备的加速度性质，当相对运动是匀速运动时，即加速度为零，这时场景同一点的光能量也均匀的分布到成像介质上，对应的模糊核也表现出能量均匀分布的特征。当运动具备一定的加速特性时，光能量也就分布不均匀，这导致模糊核的能量也不均匀。
- 模糊核的非负性。由于成像介质根据所接收到的能量的大小来成像，因此不存在能量被削弱等负面现象。
- 模糊核的能量守恒性，即真实场景和捕获图像所具备的光能量应该是一致的。对于运动模糊来说，PSF 只是将探测到的信号重新分配从而导致图像失真。

下面展示一些运动模糊的例子：在图 4.3a 中，由于相机与整个场景均存在相对运动，因此整幅图像都是模糊的；在图 4.3b 中背景与相机保持相对静止，汽车运动，这使得只有汽车杯模糊；在图 4.3c 中，运动人物与相机保持相对静止，而背景与相机存在相对运动，这种情况导致背景模糊；在图 4.3d 中，相机试图保持与运动人物相对静止，而人物自身还有复杂的肢体运动，这使得这个复杂的运动模糊的情况的发生。



(a)背景模糊，汽车模糊



(b)背景清晰，汽车模糊



(c)背景模糊，人物清晰



(d)背景模糊，人物部分模糊

图 4.3 运动模糊示例

这些图像展示了在不同运动状态下的运动模糊情况，可以发现物体的相对运动越快，其成像越模糊。当场景中各种物体运动状态不一致时，就会呈现出不同程度的模糊。这是由于图像中每个像素所对应的模糊核不同所造成的。要复原这些运动模糊图像，就需要了解每个点的 PSF 情况，当然这样做不切实际，而且运算复杂。通常我们需要对图像进行分割，分离出模糊程度相似的部分，并针对每个部分的不同运动状态进行修复。在本文，我们将简化运动模糊情况的复杂性，假设场景中所有物体具备相同的模糊特性，即图像每个像素点所对应的模糊核相同，对应的运动模糊情况类似于图 4.3a。

4.2.3 自然图像的先验知识

前文我们讨论过运动模糊核的相关特征知识，这对于模糊核的估计有着非常重要的作用。在这里，我们将讨论关于图像的一些先验知识，即图像的特征，为图像复原设立目标，使之努力将降质图像演化到人们所需要的理想图像。从数学算法的角度来说，这些先验知识将作为正则化项融入到数学方程中，能够切实地约束解的范围。

首先讨论自然理想图像与降质模糊图像有哪些最明显的区别？对比图 4.4 中两者的边缘细节，可以发现自然图像具备更加清晰的边缘特征，模糊图像的边缘看上去更加平滑。利用边缘

检测算子可以获得它们的边缘特征。对比两者的边缘，可以发现自然图像的边缘显得更加清晰，细窄，同时亮度更高，能量比较聚集；而模糊图像的边缘就显得松散，暗淡，能量分散。从人眼识别物体过程来说，具备清晰边缘的图像更具备辨识性。如果能找到某种方法能够收敛模糊图像的边缘，就极有可能复原出比较理想的图像。从自然图像和模糊图像的边缘图可以看出，图像绝大部分区域都是比较平滑的，只有物体边缘的值比较大，能量一般分布在边缘上。自然图像具备比较光滑的表面，同时其边缘很锋利。

从之前的讨论过的成像原理中可知，图像具备非负性的。因为如果场景没有反射或发射出光线的话，其在成像介质中的能量为零，最终该区域显得黑。由于成像介质只能接收一定范围内的光能量，即如果能量超出某种程度后，其值可能不再发生变化。如果不做任何保护措施而直接用相机拍摄太阳的话，成像介质往往会被烧毁，即使能够成像，其结果通常是白色的。这说明图像具备有限的支持域。



图 4.4 Lena 运动模糊特征对比

注：为打印清晰，本文对所有边缘图像进行反相处理

4.3 模糊核估计

上面详细地讨论了关于自然图像的先验知识，在这里，我们将充分运用这些知识来对运动图像进行盲复原。图像盲目反卷积的核心问题在于模糊核的估计，模糊核估计的准确程度将相当程度地影响图像的复原质量。下面将详细介绍本文算法的模糊核估计过程，它将充分运用运动模糊图像以及运动模糊核的先验知识。以自然图像存在清晰边缘为突破点，运用冲击滤波器从模糊图像中预测清晰边缘，从而预估出模糊核，最终复原图像。它主要包括以下几个过程：预测并选择清晰边缘，模糊核估计，图像重建。

4.3.1 运动模糊降质模型

运动模糊的图像降质模型与第二章介绍的通用图像降质模型一样，均可用以下数学模型来表示：

$$b = k * l + n \quad (4-1)$$

其中 b 代表观察到的运动模糊图像； l 表示原始清晰理想图像； k 表示运动模糊核，即PSF； n 表示随机加性噪声； $*$ 表示二维卷积运算符。

图像复原就是根据已知的降质图像 b 求解未知的理想图像 l 的过程。如果模糊核 k 已知，这就是图像反卷积问题，反之我们称它为图像盲目反卷积问题。由于噪声的干扰，图像反卷积问题是一个病态问题，图像盲目反卷积比之更严重。从数学上讲，该问题存在无数解。但由于自然图像中存在一些规律或先验知识，它们限制了解的范围，使求解该问题存在可能。

4.3.2 双边滤波器

由于噪声对图像复原存在很大的负面影响。比如在逆滤波器中，即使在很小的噪声也将严重地降低图像的复原质量。在对图像操作之前，需要对观察到的降质图像进行降噪处理，尽可能地降低噪声的干扰。一般可采用高斯滤波器平滑图像。但由于高斯滤波器只考虑像素点的空间距离关系，却并没有考虑像素值之间的相似程度，这使得整张图像都被平滑，致使模糊图像中已经模糊的边缘更加模糊。而恰恰清晰边缘对模糊核的估计有着十分重要的作用。在这里，我们采用双边滤波器(Bilateral Filter)^{[55][56]}来平滑图像，它在平滑图像表面的同时也能保持图像清晰的边缘。

在滤波算法中，目标点的值通常由其位置周边的一小部分邻近像素的值决定的。2D高斯滤波中就根据周边像素与目标点的距离来赋予不同的权重，所有周边像素的加权平均值就是当前目标点的最终值。其中权重与距离成高斯分布关系，距离越远，所占权重越小。可以使用以下数学模型来描述高斯滤波器：

$$g(x) = k_g^{-1}(x) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} l(\varepsilon) c(\varepsilon, x) d\varepsilon \quad (4-2)$$

$$k_g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\varepsilon, x) d\varepsilon \quad (4-3)$$

$$c(\varepsilon, x) = e^{-\frac{\|\varepsilon-x\|^2}{2\sigma^2}} \quad (4-4)$$

其中 l 表示输入图像； g 表示输出图像； k_g 表示权重和， k_g^{-1} 用于保持输入输出图像的能量守恒； c 表示高斯权重分布，它根据两个像素间的欧式距离来计算权重，距离越近，权重越大，影响越大。从高斯滤波器的数学模型可以看出，高斯滤波器并不会根据图像内容来动态调整权重的分布，因此导致滤波结果往往丢失了边缘的信息。

双边滤波器在高斯滤波器的基础上考虑像素间的相似程度。它综合像素间的距离与相似度因子来计算权重。在该滤波器中，距离越近，相似度越高，则权重就越大，目标点受到该点的影响就越大。由于图像边缘所含的高频能量比较高，边缘内外的像素值差比较大，这使得权重分配较小，这有效地避免了边缘被外部邻近像素干扰，从而在平滑图像的同时保持边缘特征。其数学模型如下：

$$g(x) = k_b^{-1}(x) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} l(\varepsilon) c(\varepsilon, x) s(\varepsilon, x) d\varepsilon \quad (4-5)$$

$$k_b(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\varepsilon, x) s(\varepsilon, x) d\varepsilon \quad (4-6)$$

$$s(\varepsilon, x) = e^{-\frac{\|l(\varepsilon)-l(x)\|^2}{2\sigma^2}} \quad (4-7)$$

其中 $s(\varepsilon, x)$ 是基于像素间相似度的高斯权重，像素间强度越接近， S 值越大。

下图展示了双边滤波器对图像边缘的平滑过程。图 4.6a 展示了被噪声干扰的图像边缘，在图像边缘两侧分布着尖锐的噪声。图 4.6b 展示了双边滤波器的处理效果，它有效地平滑了图像边缘两侧的噪声，同时也保持了锋利的边缘特征，采用高斯滤波器的话，边缘将出现斜坡。图 4.6c 展示了高斯权重分布，由于图像边缘同一侧的信号值相近，其相似度比较高，因此其权重分布类似于高斯滤波器。图 4.6d 展示了图像边缘的权重分布，由于图像边缘两侧的像素值差异比较大，导致相似度较低；而对对边缘同一侧的邻近像素采用了高斯分布的策略，这使得边缘点的像素值只考虑同一侧邻近像素，避免被另一侧的像素集中和而导致模糊的情形发生。

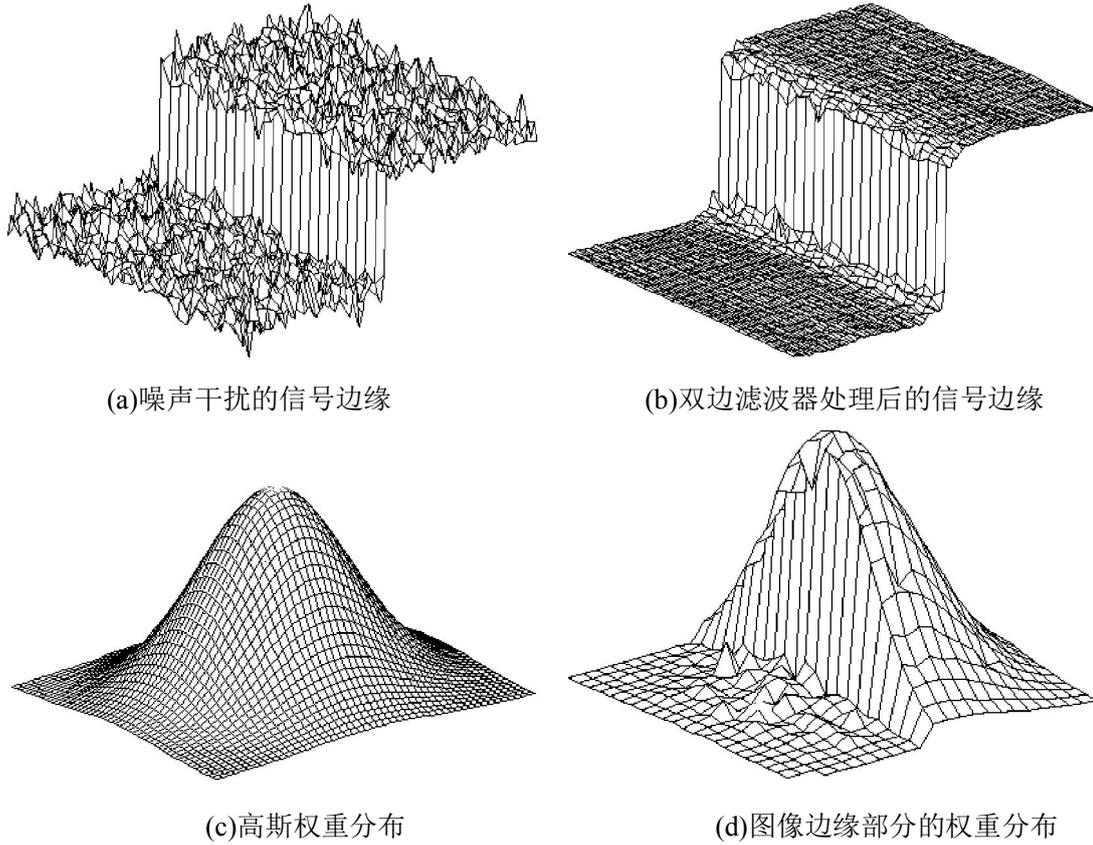


图 4.5 双边滤波器的示意图

4.3.3 冲击滤波器

冲击滤波器(Shock Filter)是一种有效提高图像特征的工具,它能从模糊的信号中恢复出清晰的边缘。冲击滤波器是本文算法的核心部件,通过它从模糊图像中预测清晰边缘,以此指导全局图像的复原,使模糊图像逐渐向清晰图像演化。Osher 和 Rudin 在 1990 年首次提出一种称为冲击滤波器的双曲线 PDE 图像锐化增强模型。它的数学模型如下:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -F(\Delta I)\|\nabla I\| \quad (4-8)$$

$$I^{n+1} = I^n + \partial I / \partial t \cdot dt \quad (4-9)$$

$$F(x) = \text{sign}(x) \quad (4-10)$$

其中 ∇I 表示图像 I 的一阶方向导数, ΔI 表示图像 I 的二阶方向导数,分别运用一阶边缘检测算子和拉普拉斯算子获取它们; $\text{sign}(x)$ 表示返回 x 的正负性; I^n 表示第 n 次更新的图像。

冲击滤波发生在信号的零交叉处,根据边缘的二阶方向导数 ΔI 的方向确定冲击流的方向,根据图像的一阶方向导数 ∇I 决定冲击流的强度,使得在输入信号中的拐点处形成剧烈的跳跃处,锐化信号,从而增强了图像边缘特征^[57]。

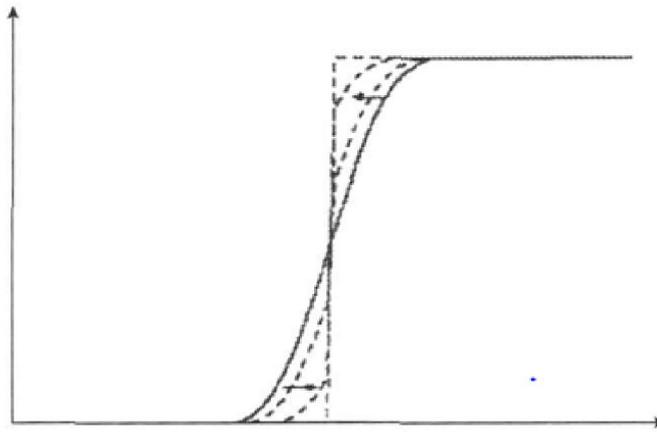
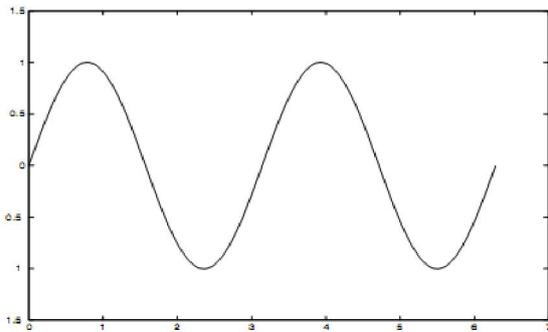
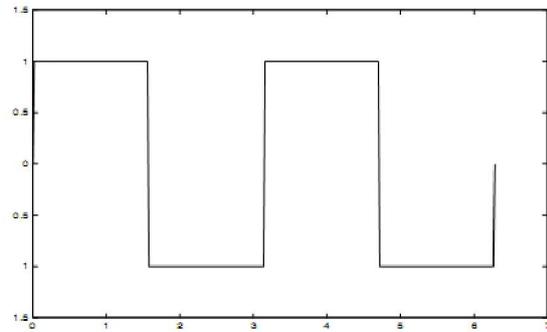


图 4.6 冲击滤波器的工作示意图

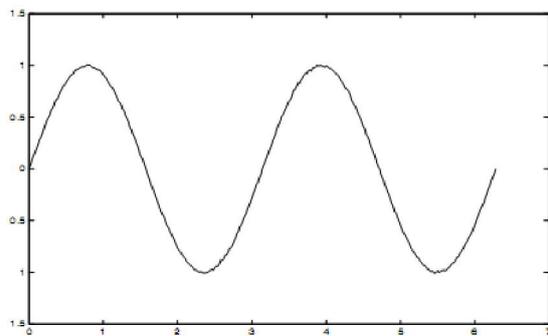
在无噪声的情况下，冲击滤波器能够显著增强图像边缘特征。但该模型极其容易被噪声所干扰从而不能有效增强边缘，同时也会将图像中混杂的噪声放大，这导致图像质量严重下降。从理论上讲，在连续域，往信号中增加白噪声就相当于增加无数个拐点，这会直接导致边缘增强处理过程提前结束。离散域这种情况有所好转，但该模型对噪声的敏感性是确定的。对比两者的滤波效果，噪声使得边缘不但没有被增强，其原始信号反而被其剧烈地干扰。



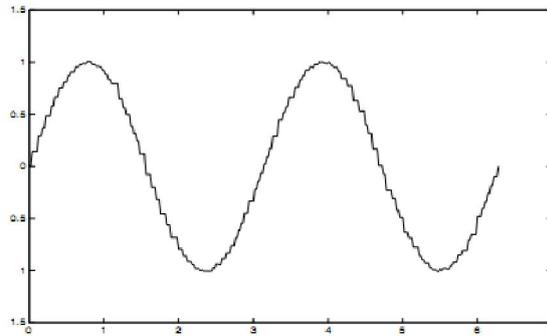
(a) 正弦信号输入(无噪)



(b) 冲击滤波器对图 a 信号的处理效果



(c) 正弦信号输入(高斯随机噪声, SNR=40dB)



(d) 冲击滤波器对图 c 信号的处理效果

图 4.7 冲击滤波器对信号的处理效果

通过对图像的二阶方向导数 ΔI 进行低通滤波处理，比如高斯滤波器，这可以增加其对噪声干扰的抵抗力，其数学公式如下：

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\text{sign}(G_\sigma * \Delta I) \|\nabla I\| \quad (4-11)$$

但该方法效果有限，并不能很好的解决该问题。当高斯模糊核过小时，并不能很好的过滤掉噪声以至于噪声带来的拐点直接中断冲击过程；而当高斯模糊核过大时，虽然噪声被过滤掉使得冲击过程得以继续，但信号精度则下降的厉害。

Guy Gibloa^[31]针对该问题对冲击滤波器做如下的改进，使其能够正确处理有噪声的信号。首先在冲击滤波器中增加一个线性扩散项，试图削弱放大过程引入的噪声干扰，其数学模型如下：

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\text{sign}(G_\sigma * \Delta I) \|\nabla I\| + \lambda \Delta I \quad (4-12)$$

其中 $\lambda > 0$ ，是一个正常数，用于调节冲击滤波和扩散的权重。该模型结合了降噪以及边缘增强的功能。当 λ 比较小时，它比较像增强的冲击滤波器；而当 λ 比较大时，显然降噪功能比较占优势，当然还是能够保持边缘。该方法丢失了部分冲击滤波器的特征：首先它并没有创建一个真正的冲击滤波器；其次该方法不能保持总变分不变，信号能量随着时间流逝而被削弱。

通过让扩散项 ΔI 乘以 $\|\text{sign}(\nabla I)\|$ 可以保持总变分差^[58]不变。当边缘一阶梯度 $\nabla I \neq 0$ 时， $\|\text{sign}(\nabla I)\| = 1$ ，即表示当信号不平坦时，对其进行冲击滤波；当边缘一阶梯度 $\nabla I = 0$ 时， $\|\text{sign}(\nabla I)\| = 0$ ，使之不破坏信号的平坦区域。

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\text{sign}(G_\sigma * \Delta I) \|\nabla I\| + \lambda \Delta I \|\text{sign}(\nabla I)\| \quad (4-13)$$

在基本的冲击滤波器模型中，它只利用了图像二阶方向导数 ΔI 的方向信息，以下模型则充分利用了 ΔI 的大小信息，用以加快锋利边缘的形成速度。

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\arctan(\alpha \cdot \Delta I) \|\nabla I\| + \lambda \Delta I \|\text{sign}(\nabla I)\| \quad (4-14)$$

该方法用 $\arctan(\alpha \Delta I)$ 代替 $\text{sign}(\Delta I)$ ，该函数具备控制冲击方向的能力，也能控制边缘的锋利程度以及收敛速度；参数 α 越大，边缘就越锋利。这样拐点处的权重就不再相等，这有利于形成更加锋利的边缘。越接近拐点，其 ΔI 越大，则靠近边缘比相对平缓点的区域就能更快变得锋利。

在初始处理阶段，信号所含的噪声在比较强烈，这时候图像梯度估计存在较大的误差。因此通常需要一个降噪过程。这里通过结合时间因素可以达到降噪与边缘增强的目的。在处理初期，该滤波器主要展现出降噪能力（此时因为时间较小，冲击滤波器的能力被大大的削弱），随着时间的流逝，冲击滤波器的权重逐渐增大，最终来增强图像边缘。其数学模型如下：

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\arctan(\alpha \cdot \Delta I \cdot t) \|\nabla I\| + \lambda I_{xx} \|\text{sign}(\nabla I)\| \quad (4-15)$$

其中 t 表示时间变量。在处理初期，由于噪声干扰，拐点的正确估计比较困难，此时允许扩散项进行降噪处理，平滑信号。随着处理的进行，错误的拐点（噪声）已经被大大地消除，这时候增强冲击滤波的权重，以此增强边缘。

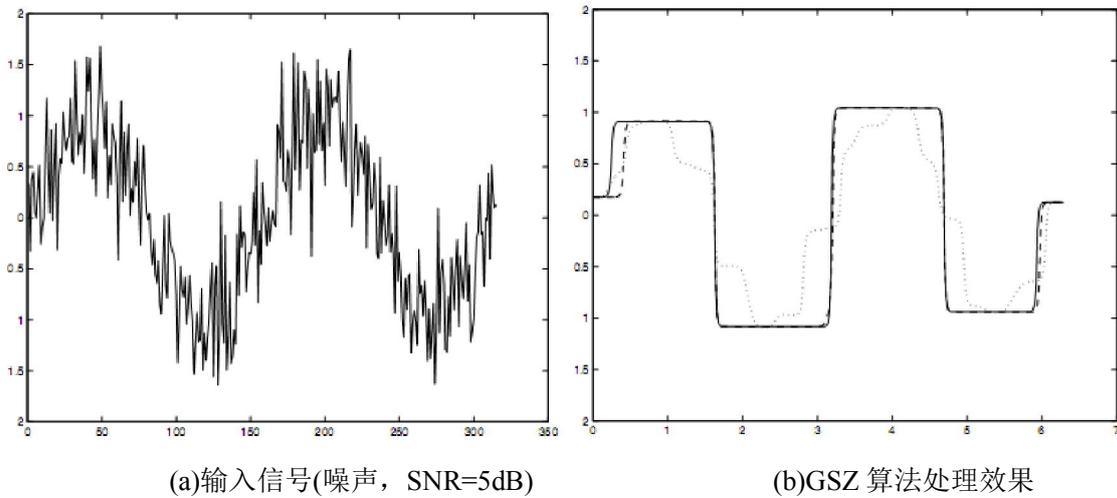
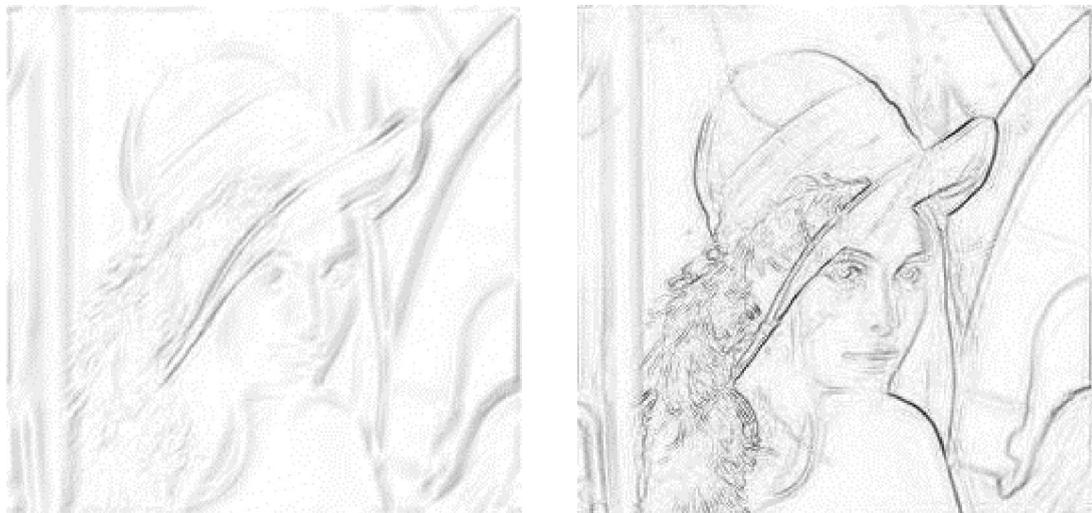


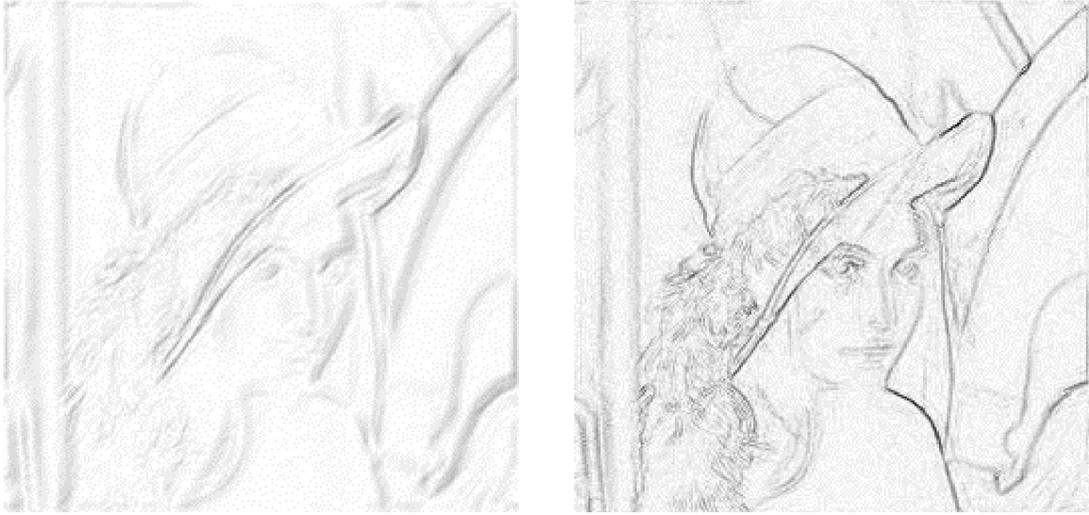
图 4.8 GSZ 冲击滤波器的处理效果

GSZ 冲击滤波器对被噪声干扰的信号有很好的处理效果，本文将用该冲击滤波器来进行边缘预测。下面展示 GSZ 冲击滤波器对不同噪声污染的运动模糊图像的处理效果。图 4.10a 为无噪声环境下运动模糊边缘，其边缘宽大暗淡，能量不集中；同时在边缘附近分布着密密麻麻的噪声点；图 4.10b 为 GSZ 冲击滤波器对图 a 的处理效果，很显然，图 b 中的边缘变得锐利纤细明亮。图 4.10c 为噪声增益为 3 时的运动模糊边缘，与图 a 相比，其噪声更多。图 4.10d 为 GSZ 冲击滤波器对图 c 的处理效果，与之前结果一样，边缘均得到细化聚集，这表明 GSZ 冲击滤波器对噪声具有一定的鲁棒性。冲击滤波器同时也带来一个负面效果，可以发现其处理结果中噪声变得更加密集，这一点在图 d 中尤为明显。



(a)运动模糊的边缘(无噪)

(b)冲击滤波器对图 a 的处理效果



(c)运动模糊的边缘(噪声, PSNR=23.46dB)

(d)冲击滤波器对图 c 的处理效果

图 4.9 GSZ 冲击滤波器对不同噪声下的降质图像的处理效果

4.3.4 边缘选择

冲击滤波器恢复了锋利清晰边缘的同时,也将噪声点放大。由于不显著的边缘容易与噪声混淆,使模糊核估计过程受到噪声的干扰,我们只选择显著的边缘参与模糊核估计。对于那些模糊核的尺度都大于图像中清晰物体的图像而言,显著的边缘也不一定能提高 PSF 的精度。在本文中,我们只根据边缘强度对边缘进行筛选。

选择显著边缘方法如下:针对运动模糊图像,我们需要收集多个不同梯度方向的边缘信息。首先我们将图像梯度从直角坐标系转化到极坐标系,然后将梯度方向分为 4 个区域,避免阈值局部最小化,为每个区域挑选强度最大的前 t 个边缘。根据图像以及模糊核的大小,选择合适的阈值。其中阈值 t 通过以下公式确定:

$$t = \max(\sqrt{P_l P_k} / m, n) \quad (4-16)$$

其中 P_l 表示图像的像素总数; P_k 表示模糊核的大小; n 表示阈值最小值,保证模糊核估计过程所需的最小边缘信息; m 表示权重。当模糊核尺寸越大时,其所需的信息就越大;而图像尺寸越大时,其所能提供的合法信息也就越多,因此 P_l 和 P_k 与阈值 t 成正比。在本文实验中,设置 $m = 20$, $n = 15$ 。

下图展示图像的边缘选择的效果。图 4.10a 中的边缘显得清晰显著,但同时也充满着噪声。在图 4.10b 中,我们选择了前者中最显著的边缘特征,并排除那些杂乱暗淡的边缘和噪声;与图 4.10c 相比,该图显得干净明快,边缘纤细明亮,这十分有利于下一步的模糊核估计。

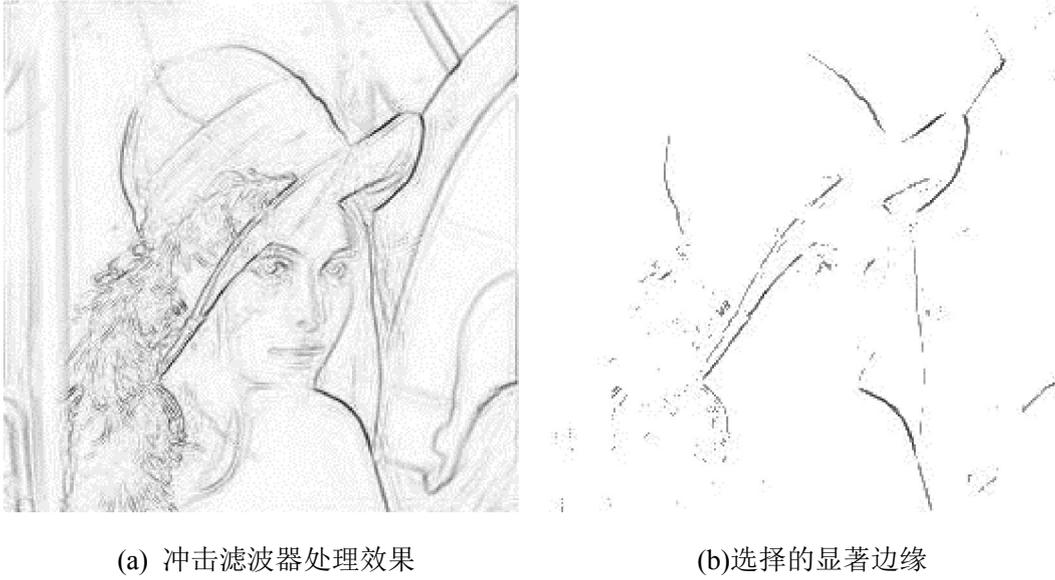


图 4.10 边缘选择效果

4.3.5 模糊核估计模型

根据图像的降质模型，可以推导出清晰边缘与模糊边缘存在类似的降质过程，其降质过程可以用以下数学模型来描述：

$$\nabla b = k * \nabla l + n \quad (4-17)$$

其中 ∇l 、 ∇b 分别表示原始图像和降质图像的边缘。清晰边缘通过相似的模糊核 k 降质到模糊边缘。我们定义以下目标函数来估计模糊核：

$$\hat{k} = \arg \min_k \| k * \nabla l - \nabla b \|^2 + \eta \| k \|^2 \quad (4-18)$$

为避免噪声的干扰以及提高模糊核估计的精度，运用之前的方法进行边缘选择，只使用线条明亮且锋利的边缘参与模糊核估计，目标函数重定义为：

$$\hat{k} = \arg \min_k \| k * \nabla l^s - \nabla b \|^2 + \eta \| k \|^2 \quad (4-19)$$

其中 ∇l^s 表示经过筛选的清晰显著边缘； $\| k * \nabla l^s - \nabla b \|^2$ 表示数据匹配项，它要求边缘降质的前后差异最小； $\| k \|^2$ 表示模糊核高斯正则项，尽可能的要求模糊核能量尽可能的集中； η 表示正则化权重，用以平衡前两者。对于该目标函数来说，它存在一个闭合的解：

$$\hat{k} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(\nabla l^s)} \circ \mathcal{F}(\nabla b)}{\overline{\mathcal{F}(\nabla l^s)} \circ \mathcal{F}(\nabla l^s) + \eta} \right) \quad (4-20)$$

图像边缘可以通过图像梯度算子滤波获取，利用不同的图像梯度算子获取不同方向的图像梯度。为整合不同方向的图像梯度算子，获取更加完备的边缘信息，以此提高模糊核的估计精

度，模糊核估计函数定义如下：

$$\hat{k} = \arg \min_k \sum_i \omega_i \| k * \partial_i * l_i^s - \nabla b_i \|^2 + \eta \| k \|^2 \quad (4-21)$$

其中 ∂_i 表示边缘检测算子， ω_i 表示各个不同方向的边缘所占的权重。该目标函数的解如下：

$$\hat{k} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\sum_i \omega_i \overline{\mathcal{F}(\nabla l_i^s)} \circ \mathcal{F}(\nabla b_i)}{\sum_i \omega_i \overline{\mathcal{F}(\nabla l_i^s)} \circ \mathcal{F}(\nabla l_i^s) + \eta} \right) \quad (4-22)$$

4.3.6 模糊核的修正

由于噪声的干扰，估计出的模糊核 k 不是很精确，也同样充满了噪声。因此需要对它进行修正以此排除噪声的干扰，图像反卷积算法从而能够复原出更好的图像。我们在之前已经讨论过运动模糊核所具备的 5 个特征，这里将充分运用这些知识来纠正模糊核，方法如下：

- 针对模糊核的非负特性，将剔除模糊核 k 中过小的元素以及负值。定义模糊核最小元素值的阈值 T_k 如下：

$$T_k = \frac{1}{d} \max(k) \quad (4-23)$$

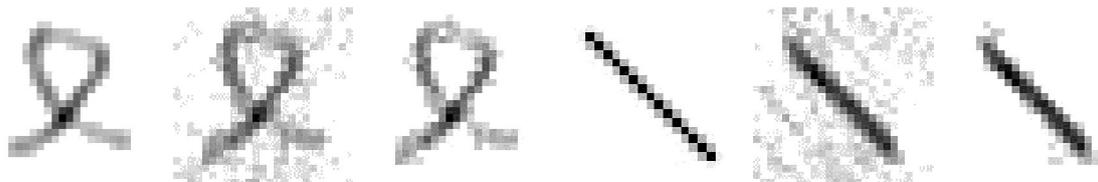
其中 $\max(k)$ 表示将返回模糊核 k 中最大的元素值； d 表示最大元素与最小元素的倍数关系，噪声越高，该值也应越大，从而保留更多的模糊核元素。最后将模糊核小于阈值 T_k 的元素置零来保证 PSF 的非负性，并降低模糊核的噪声。

- 针对模糊核是连续的特性，力求保留模糊核中最主要的结构，排除分支。

由于噪声的干扰，估计出的模糊核中的主体结构可能分裂成几个小结构体，或者出现其他异常的结构体，比如图 4.11e 中出现的异常结构。运用之前的模糊核降噪方法后，各个结构体连接的薄弱处已经被去除，这时通过遍历整个模糊核元素，从而找个最主要的结构。

- 针对模糊核的能量守恒特性，最后需要对模糊核进行正规化，使元素和等于 1。

下面展示 2 组模糊核的修正效果。通过上一节的方法估计出来的模糊核已经非常接近真实的模糊核，但还是存在一些缺陷，模糊核充满了噪声杂质。运用本节所述的方法，可以最大程度了降低噪声，并保留模糊核最主要的结构。经过对比，其更接近真实的模糊核。

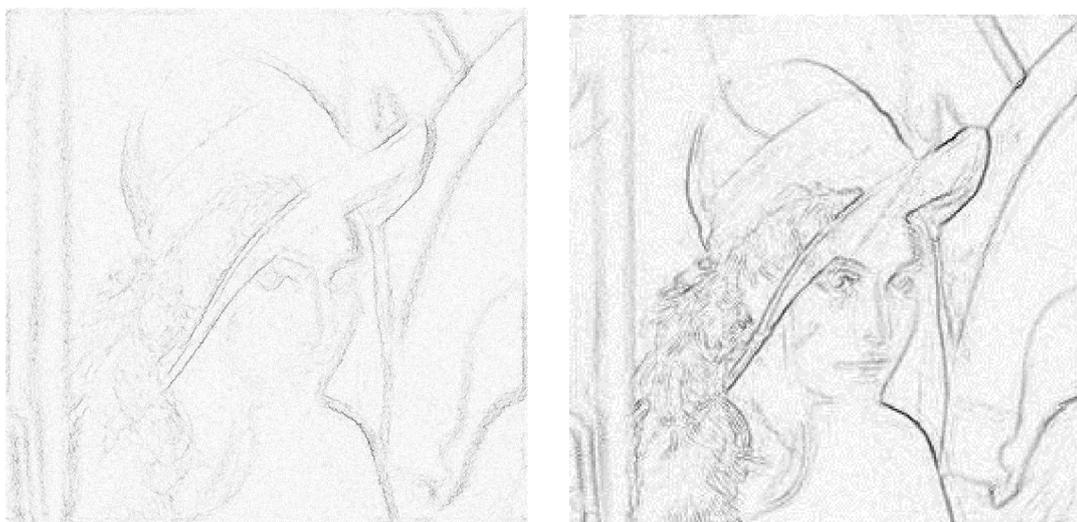


(a)真实模糊核 (b)估计结果 (c)修正结果 (d)真实模糊核 (e)估计结果 (f)修正结果

图 4.11 运动模糊核的修正过程

4.3.7 多尺度策略

当模糊核尺寸过大时，冲击滤波器并不能很好的预测出清晰边缘，这将导致上述方法不能很好的工作，甚至会使得复原图像变得更糟糕。因为冲击滤波器在本算法中起方向盘的作用。当它不能正常工作时，后续方法就像无头苍蝇一样乱飞，并不能产生有益的结果。模糊核尺寸过大时，图像的边缘往往很宽大散乱，就像之前展示过的图像一样，如果用该边缘来进行模糊核估计，模糊核往往并非错误的或者误差很大。但当缩小图像尺寸时，模糊图像的边缘也随之变细，此时 Shock 滤波器预测的边缘效果较好^{[32][50]}。



(a)未采用多尺度策略的冲击滤波器结果 (b)采用多尺度策略的冲击滤波器结果

图 4.12 多尺度策略对冲击滤波器的影响

运用多尺度策略来解决该问题，方法如下：首先下采样原始降质图像，以此建立图像金字塔；然后从低分辨率图像到高分辨率图像开始处理，先运用双边滤波器平滑图像，Shock 滤波器预测清晰边缘，再进行模糊核估计，然后使用高斯反卷积算法更新图像；当模糊核估计完成后，再运用结合超拉普拉斯先验分布和稀疏表示的反卷积算法来复原高质量的图像。在每次迭代过程中，模糊核的精度逐步提高，从而提高反卷积算法的图像复原质量，使得图像边缘逐渐变清晰，再使得 Shock 滤波器能预测出更好的清晰边缘，最终促使模糊核的精度再次提升。在每次迭代过程中，我们还可以设置一个内部迭代，逐步降低边缘选择的阈值，使更多的边缘参与边缘估计。而随着迭代过程中图像分辨率的提高，图像信息更加丰富，模糊核和复原图像的质量也不断提高。

4.3.8 算法框架

上面介绍了图像盲复原中的两个关键步骤：模糊核估计，图像反卷积。下面详细介绍本文中单帧运动模糊图像盲复原算法框架，伪代码如下：

算法 4-1: 单帧运动模糊图像盲复原算法

输入: 降质图像 `img_blurred`, 模糊核大小 `psf_size`

输出: 复原图像 `img_restore`

1 初始化:

1.1 设置图像金字塔层次: `pyramid_level=4`

1.2 设置内部迭代次数: `inner_iter=3`

1.3 初始化复原图像: `L=img_blurred`

2 运用多尺度策略来提高模糊核的估计精度

`while level=pyramid_level:-1:1`

{

2.1 缩放图像: `B=imresize(img_blurred, 1/level); L=imresize(L, 1/level)`

2.2 运用 4.3.2 小结中得双边滤波器, 平滑图像的同时保持边缘: `L=bilateralFilter(L);`

2.3 运用 4.3.3 小结中介绍的 GSZ 冲击滤波器, 预测清晰边缘: `L=shockFilter(L);`

2.4 内部迭代, 在同一分辨率的图像进行多次运算, 提高估计精度

`for i=1:1:inner_iter`

{

2.4.1 运用 3.3.2 小结方法来获取图像的边缘特征: `[px,py]=achieveEdge(L);`

2.4.2 运用 4.3.4 小结的方法来计算边缘选阈值

`if i==1 then threshold=computeThreshold(px,py,psf_size); end`

2.4.3 选择显著的边缘: `[px,py]=selectEdge(px,py,threshold);`

2.4.4 根据 4.3.5 小结方法估计模糊核: `k=estimateKernel(px,py,B);`

2.4.5 根据 4.3.6 小结方法修正模糊核: `k=correctMotionKernel(k);`

2.4.6 运用 3.3.2 小结方法来更新图像: `L=deconvolutionGauss(B,k);`

2.4.7 减少边缘选择的阈值: `threshold = threshold * 0.9;`

}

2.5 运用 `bicubic` 插值算法, 放大复原图像, 使之参与下一轮的模糊核估计中

`L=imresize(L, level, 'bicubic');`

}

3 模糊核估计完成, 运用 3.4 小结的方法进行图像复原:

`L=deconvolutionHyperlaplaceAndSparse(B, k, param);`

4.4 实验与分析

4.4.1 模糊核估计过程

根据运动模糊图像的降质模型，本节将分别运用不同的运动模糊核在不同的噪声增益下进行图像盲复原实验。运动模糊核将采用 3.5.3 节所介绍的 3 种模糊核(图 3.5)，分别为 motion, user1, user2。降质过程如下：首先用上述模糊核对清晰图像进行运动模糊，然后施加随机噪声。

现在讨论在噪声增益为 3 的情况下的图像复原的参数设置：首先创建 $level = 4$ 的图像金字塔，创建缩放至原图 {25%, 50%, 75%, 100%} 的图像进行模糊核估计。在每次模糊核估计中，为利用更多的边缘信息以提高模糊核估计精度，它将进行多次内部迭代运算，并且不断降低边缘强度阈值 T 从而扩大边缘的选择范围。在这里设置内部迭代次数为 3，阈值 T 的衰减率为 0.1。设置模糊核估计正则化系数 $\eta = 10$ ，设置高斯反卷积模型的正则化系数 $\mu_g = 0.002$ 。

图 4.13 展示在噪声增益为 3 条件下对 lena 图像进行图像盲复原的模糊核估计过程。由于本文采用多尺度策略来估计模糊核，从低分辨率图像开始估计最粗糙的模糊，随着图像分辨率的提升使得边缘信息更多地被运用，模糊核估计精度不断被提高。因此模糊核估计精度是一个从粗糙到精细的演化过程。本文在每个模糊核估计迭代过程，对模糊核进行修正：去除杂论噪声点，保留模糊核主体结构并进行正规化。随着模糊核估计迭代过程的进行，模糊核的精度不断提升，其结构越来越接近真实模糊核，这也使得图像变得越来越清晰。

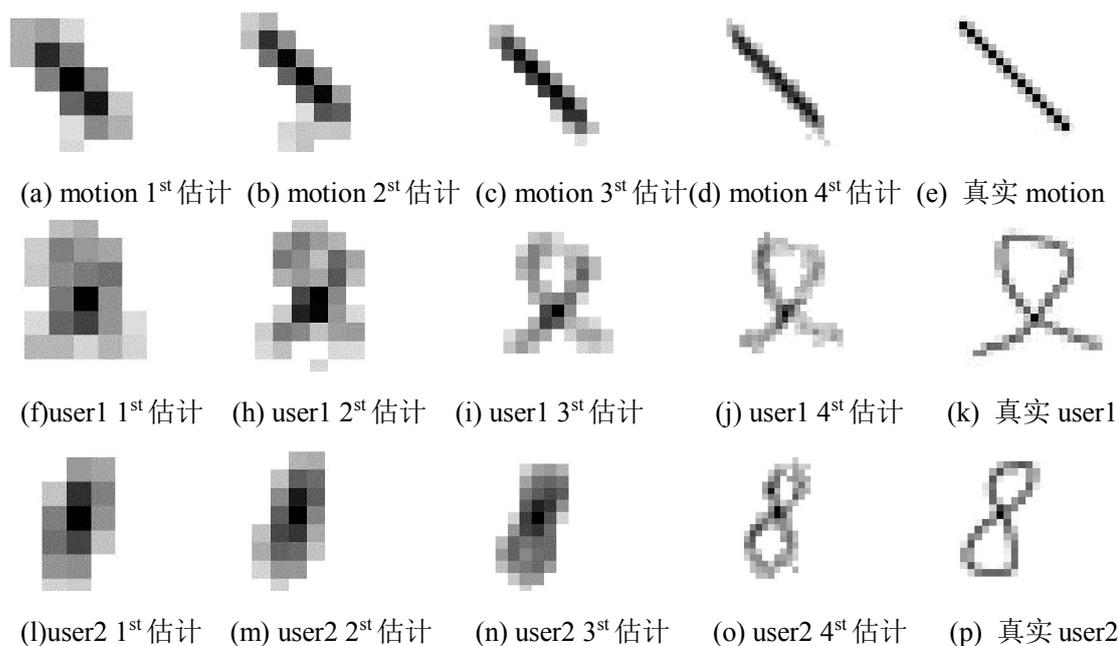


图 4.13 噪声增益为 3 下运动模糊核估计过程

4.4.2 单帧运动模糊图像盲复原效果

当模糊核估计完毕时，其结构相当接近真实模糊核，这为图像反卷积复原提供了相当好的前提条件。现在运用第三章提出的复杂反卷积算法，结合自然梯度分布特性和稀疏表示理论对模糊图像进行反卷积复原。参数设置如下：自然梯度分布系数 $\mu_l = 0.02$ ，稀疏正则化系数 $\lambda = 0.1$ ， $\gamma = 1$ ，字典原子数 $k = 256$ ，图像块大小为 6，重叠系数为 5。

下面本文对多幅图像进行运动模糊盲复原实验，并通过图像评估指标来评价图像的复原质量。表 4.1 展示了上述实验中图像复原过程中的指标变化。在该表中，估计图像为模糊核估计过程中更新的图像，它根据当前估计模糊核，运用简单的高斯反卷积算法获得。由于模糊核精度不足以及该反卷积算法的缺陷，使得其复原图像充斥着噪声，从图像复原指标的角度上来讲，这严重影响其图像复原质量。但从视觉品质角度来评价的话，由于估计模糊核足够接近于真实模糊核，因此图像清晰度得到了提高，在 3.5.4 节实验中可以看到高斯反卷积复原图像的边缘已经变得清晰。再对比复原图像与前两者的指标，发现其与真实图像的误差更小。这是因为复原图像采用结合超拉普拉斯先验知识和稀疏表示的图像反卷积算法，它能够消除运动模糊现象，恢复图像清晰的边缘；它对图像进行稀疏表示，再重建过程去除了噪声的干扰，还原自然图像最常见的结构特征。因此不管从图像复原指标上讲，还是从人眼视觉品质上比较，该复原图像是最自然，最清晰，最理想的图像。

表 4.1 单帧运动模糊图像盲复原结果(RMSE)

图像	模糊核	噪声增益	降质图像	估计图像	复原图像
lena	user1	3	17.343	16.979	10.787
lena	user2	3	14.708	22.678	13.076
lena	Motion	3	17.694	17.694	11.615
cameraman	user1	3	21.690	26.801	21.152
cameraman	user2	3	18.694	16.836	12.000
cameraman	motion	3	21.182	16.099	12.689
house	user1	3	16.521	16.029	8.789
house	user2	3	14.448	17.187	9.834
house	motion	3	15.291	18.906	12.480
boat	user1	3	21.828	26.607	21.287
boat	user2	3	19.335	23.789	18.274
boat	motion	3	20.832	24.505	19.392
barbara	user1	3	23.169	25.572	20.700
barbara	user2	3	21.170	21.494	17.597
peppers	user1	3	19.155	22.704	17.294
peppers	user2	3	16.666	33.972	13.197
peppers	motion	3	18.949	17.150	11.807

注：RMSE 值越小表明图像偏差越小，复原质量越好



(a) lena 降质图像 psf=motion, noise=3



(b) lena 盲复原效果(图 a)



(c) lena 降质图像 psf=user1, noise=3



(d) lena 盲复原效果(图 c)



(e) lena 降质图像 psf=user2, noise=3



(f) lena 盲复原效果(图 e)

图 4.14 运动模糊图像盲复原结果(Lena)



(a) cameraman 降质图像 psf=motion, noise=3



(b) cameraman 盲复原效果(图 a)



(c) cameraman 降质图像 psf=user1, noise=3



(d) cameraman 盲复原效果(图 c)



(e) cameraman 降质图像 psf=user2, noise=3



(f) cameraman 盲复原效果(图 e)

图 4.15 运动模糊图像盲复原结果(cameraman)

图 4.14 和图 4.15 分别展示了单帧运动模糊盲复原算法的处理结果。首先对比处理前后的模糊核，虽然估计模糊核与真实模糊有一定的偏差，但由于估计模糊核具备了真实模糊核的结构特征，这可以有效地去除降质图像存在的运动模糊，从而提升图像的清晰度。从人眼视觉品质上来看，复原图像很符合人类视觉感受，它们具备清晰的边缘以及平滑的表明。这是由于本文图像反卷积算法充分运用了自然图像的梯度分布特性和自然图像被稀疏表示的先验知识。

4.4.3 噪声增益对运动模糊盲复原的影响

本节将测试本文算法对噪声增益的鲁棒性。在实验中，我们控制其他参数不变，不断提高噪声增益，以测试其图像盲复原质量。由于模糊核的估计精度直接决定图像复原质量，为控制文章篇幅，本节直接对比噪声增益对模糊核估计的影响来反映其对图像复原质量的影响，下图展示了 2 组模糊核在不同噪声增益(下图缩写为 noise)条件下精度的变化状况：

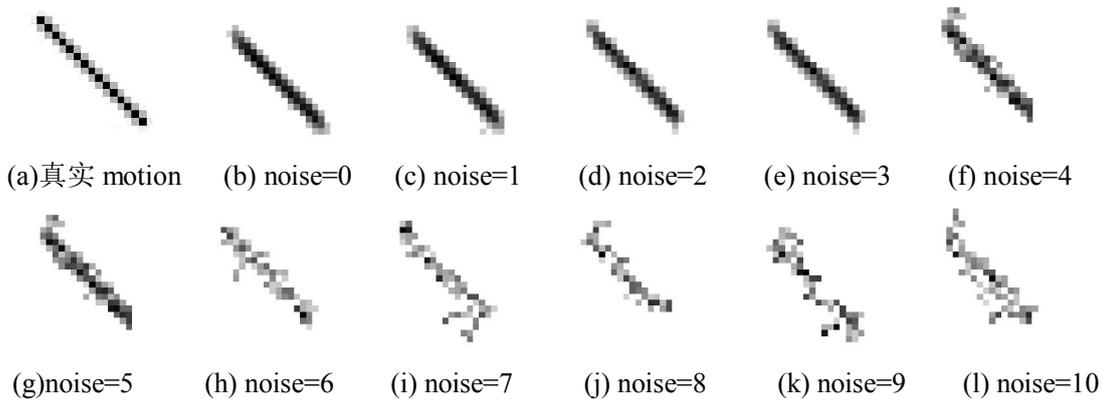


图 4.16 噪声增益对运动模糊核估计的影响(motion)

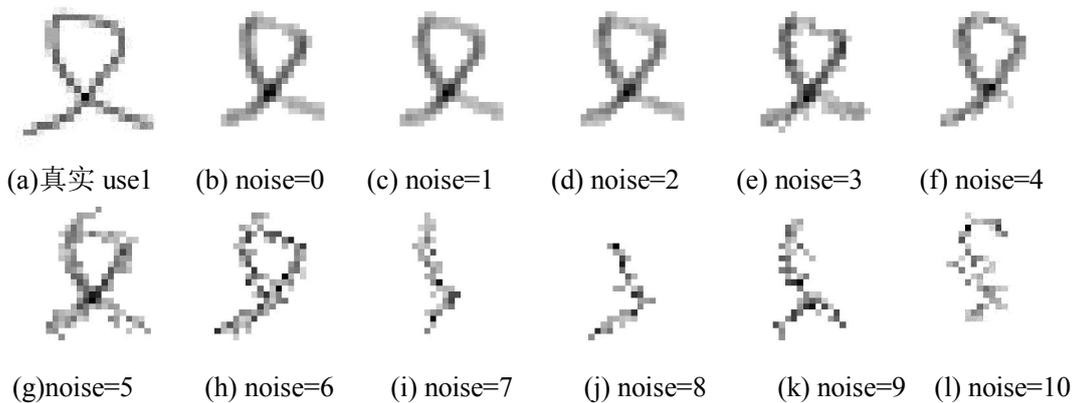


图 4.17 噪声增益对模糊核估计的影响(user1)

图 4.16、图 4.17 分别展示了 2 组模糊核在不同噪声增益下变化状况。随着噪声增强，模糊核估计的精度受到影响。当噪声较小时(噪声增益为 0-3 时)，模糊核估计几乎不受其影响；而随着噪声逐步增强(噪声增益为 4-6)，由于本文算法对噪声具有一定的鲁棒性，因此其模糊核估计比较准确；当噪声超过一定程度时(噪声增益 7-10)，模糊核精度恶化。

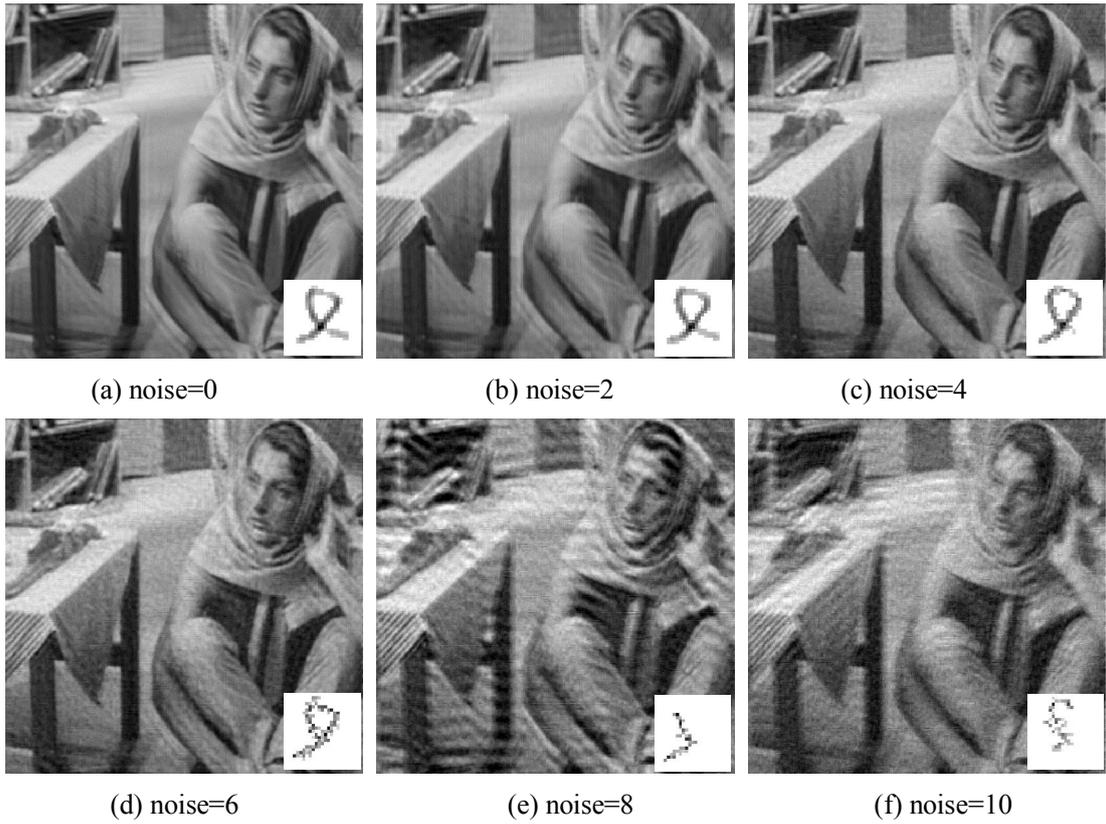


图 4.18 噪声对图像复原质量的影响(barbara, user1)

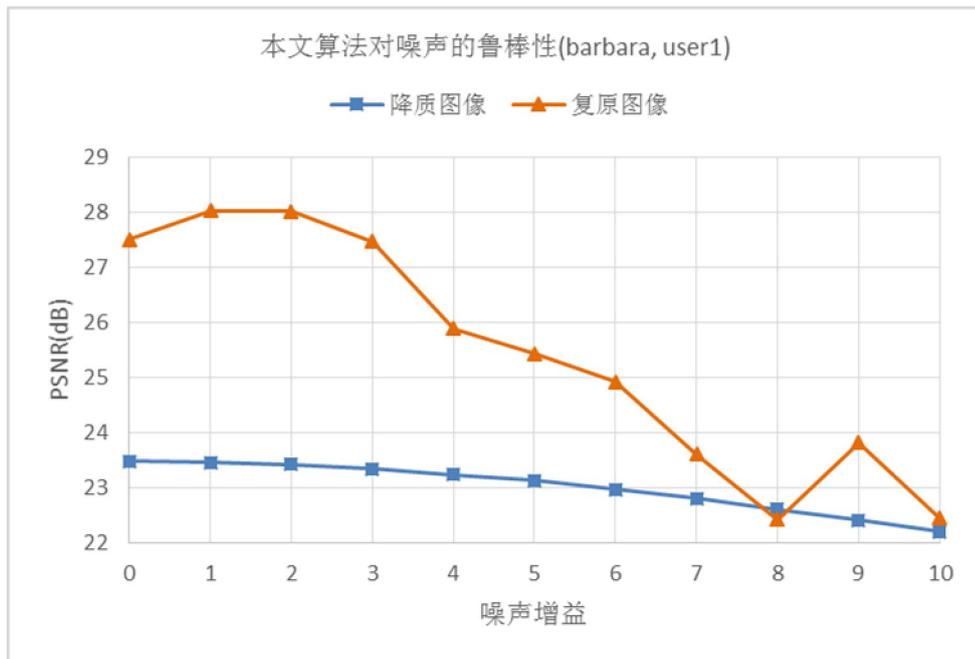


图 4.19 本文算法对噪声的鲁棒性

图 4.18 展示本文算法对 *barbara* 在不同噪声增益下的图像盲复原结果。当噪声增益小于 8 时，本文图像取得了不错的复原效果，图像总体显得清晰平滑。当噪声增益过大时，由于噪声严重干扰了模糊核估计精度，最终破坏了模糊核的完整性，这使得图像复原效果下降。图 4.19 从图像复原指标 PSNR 来反映噪声增益对本文算法的影响，可以发现到噪声增益小于 7 时，复原图像的质量比降质图像好。上述实验表明，本文算法能够有效对运动模糊图像进行盲复原，并对噪声具备较好的鲁棒性。

4.5 总结

本章建立并实现针对单帧运动模糊图像的多尺度盲复原框架。研究运动模糊的成因以及运动模糊核的特性；针对自然图像具备清晰边缘特征，运用冲击滤波器从模糊图像中预测出清晰边缘并以此来估计模糊核，引导全局图像的复原；在估计迭代过程运用裁剪、正规化等方法修复模糊核噪声问题；使用多尺度策略解决大模糊问题；模糊核精度是一个从粗糙到精细的演变过程，在估计过程采用简单的高斯分布模型反卷积算法，在最终图像复原时采用结合稀疏表示和超拉普拉斯分布先验知识的反卷积算法。最后实验证明，本章算法能够有效对运动模糊图像进行盲复原，并对噪声具备较好的鲁棒性。

本文算法已采用 `matlab` 实现，算法代码和相关实验数据和结果均可到以下地址下载：
<https://bitbucket.org/lixinyiabc123/motiondeblur>

第五章 二维码复原与识别

5.1 引言

近年来,我国的条码事业发展迅速,各种条码系统在物流,超市,商品,邮政等领域得到了广泛的应用。条码技术的出现大大地缩短了信息采集和处理的时间,提高的工作效率。但是,随着应用的发展,传统的一维条码暴露出它的局限性:信息容量小以及到数据库依赖性。二维条码的出现拓展了条形码的应用领域,是在一维条码无法满足现代信息产业技术发展需求的前提下产生的。它解决了一直困扰人们的用条码对“物品”进行描述的问题,使得条码真正地成为信息存储和识别的有效工具。它除具备一维条码的优点外,同时还具有信息容量大、可靠性高、保密防仿性强、可以表示包括中、英文、数字在内的多种文字、声音、图像信息等特点。

传统的条码图像采集是通过扫描仪或工业摄像头,随着嵌入式设备在功能上的不断完善,使用嵌入式设备采集二维条码成为一种流行趋势。近年来,手机的功能愈加强大,成为了人们的多媒体中心。手机可以作为二维条码的一种便携式阅读器,用它来识读商品,杂志上的二维条码标识,从而获取二维条码隐含的有效信息,来进行相关的应用开发。目前,手机二维码在欧美,日韩等发达国家都有较成熟的市场应用。随着我国移动通讯的发展,手机二维码也将融入人们的衣食住行等方方面面,以此深刻地改变我们的生活习惯。由于手机摄像头设备的限制以及拍摄环境的影响,手机拍摄的二维码图像效果不佳。在获取图像的过程中有很多原因会导致图像质量的下降退化。因此需要通过图像复原技术,修复受损图像,最终提高二维码图像的识别率,这对推动我国发展二维码技术应用与产业发展具有非常重要的现实意义。

本章节将运用单帧运动模糊盲复原技术来修复运动模糊的二维码降质图像,并以此提高二维码图像的识别率。由于时间的限制,本文在 Windows 平台采用 Matlab 与 C++混合编程的方法来实现该二维码识别系统。在二维码图像预处理阶段,采用第三章提出并实现的单帧运动模糊盲复原技术来复原出清晰图像,Matlab 通过编译上述算法的 m 文件来生成 C++格式的接口文件以及库对象,从而将算法快速地部署到成熟的二维码识别系统中。之后将采用 PtBarcodeDec 库来解决 QR 码、DM 码、PDF417 码等二维码的识别问题。

5.2 二维码介绍

在介绍二维码识别系统之前,本节将分别从起源,图形特征,数据编码能力,数据纠错能力,应用场合等方面来介绍以下比较常见的二维码:QR 码,DM 码。

5.2.1 QR 码

QR 码是“Quick Response Code”的缩写，即快速响应矩阵码。QR 码的 ISO 国际标准是 ISO/IEC18004，它属于开放式的标准，由日本 Denso Wave 公司于 1994 年发明，QR 码专利由该公司持有，但不会被执行，它是目前最为常用的二维码之一。

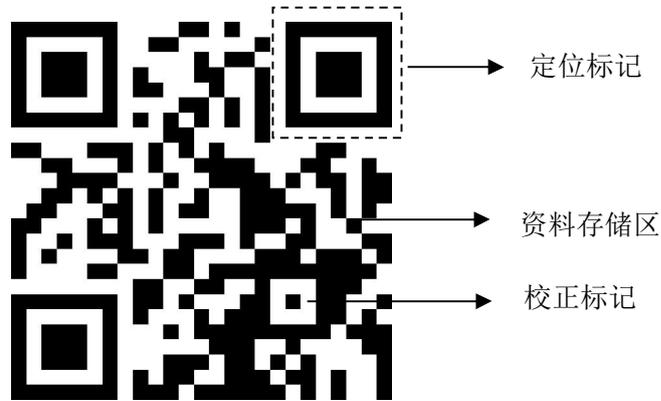


图 5.1 QR 码结构

QR 码呈正方形，呈现黑白两色。在 3 个角落，印有较小像“回”字的的正图案。这 3 个是帮助解码软件定位的图案，用户不需要对准，无论以任何角度扫描，数据仍可正确被读取。数据存储区保存被编码的数据信息以及纠错信息码。QR 码具有较强的容错能力，数据存储区实际保存的是编码数据信息和纠错码字，其采用 Reed-Solomon 码作为错误循环控制码，在错误分组中纠错能力很强。当 QR 码图像有破损的话，其仍然可以被机器识别。QR 码的纠错分为 4 个级别，即 L 级别，M 级别，Q 级别，H 级别，分别可以修正 7%，15%，25%，30%的字码。

QR 图的大小被定义为版本，版本号从 1 到 40。版本 1 是一个 21*21 的矩阵，每增加一个版本号，矩阵的大小就增加 4 个模块。(版本越高，意味着存储的内容越多，纠错能力也越强)。QR 码支持编码的内容包括纯数字、数字和字符混合编码、8 位字节码和包含汉字在内的多字节字符。表 5.1 展示了 QR 码(版本 40)的数据容量大小，相比其他条形码，QR 码具有数据密度大，占用空间小，数据编码类型丰富的特点。

表 5.1 QR 码数据容量(Version 40)

类型	容量
数字	最多 7089 字符
字母	最多 4296 字符
二进制数(8bit)	最多 2953 字符
日文汉字	最多 1817 字符(Shift JIS)
中文汉字	最多 984 字符(UTF-8)
中文汉字	最多 1800 字符(BIG5)

QR 码原本是为了在汽车制造厂便于追踪零件而设计，今日 QR 码已广泛使用在各行各业的存货管理。目前 QR 码主要被运用到以下几方面：

- 1) 自动化文字传输：通常应用在文字的传输，利用快速方便的模式，让人可以轻松输入如地址、电话号码、行事历等，名片等的快速交换。
- 2) 身分鉴别与商务交易：许多公司现在正在推行 QR 码防伪机制，利用商品提供的 QR 码链接至交易网站，付款完成后系统发回 QR 码当成购买身分鉴别，应用于购买票券、贩卖机。
- 3) 数字内容下载：通常应用在电信公司游戏及影音的下载，在帐单中打印相关的 QR 码信息供消费者下载，消费者通过 QR 码的解码，就能轻易连接到相关网页下载数字内容。图 5.2 为世界上最大的 QR 码，加拿大一对农民夫妇将自家农场改造成二维码的形状，其包含的信息就是自家农场的网站，当有人在乘飞机路上拍摄该场景时就会自动跳转到该网站。



图 5.2 世界上最大的 QR 码

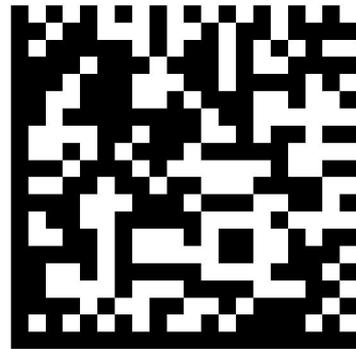


图 5.3 DM 码示例

5.2.2 DM 码

DM 码是“Data Matrix”的缩写，即数据矩阵码。它是由美国国际资料公司于 1989 年发明。DM 码是一种矩阵式二维条码，其目标是尽可能在较小的条码标签上存储更多的资料量，DM 码的最小尺寸是目前所有条码中最小的。

每个 DM 码符号由规则排列的方形模组构成的资料区组成，资料区的四周由定位图形所包围，定位图形的四周则由空白区包围，资料区再以排位图形加以分隔。定位图形是资料区域的一个周界，为一个模组宽度。其中两条邻边为暗实线，主要用于限定物理尺寸，以及条码定位；另两条邻边由交替的深色和浅色模组组成，主要用于限定符号的单元结构。

DM 码的编码字类型包括全部 ASCII 以及扩充 ASCII 共 256 个字符，它最多能够存储 235 个字符数据，或者 1556 个 8 位元数据，或 3116 个数字。DM 码采用 Reed-Solomon 演算法产生多项式计算来获得错误纠错码。DM 码具备强大的错误纠错能力，其只需读取资料的 20%即可精确辨读，因此很适合应用在条码容易受损的场所，例如印在暴露于高热、化学清洁剂、机械

剥蚀等特殊环境的零件上。

DM 码的尺寸可任意调整，最大可到 14 平方英寸，最小可到 0.0002 平方英寸，这个尺寸也是目前一维与二维条码中最小的，因此特别适合印在电路板的零组件上。另一方面，大多数的条码的大小与编入的资料量有绝对的关系，但是 DM 码的尺寸与其编入的资料量却是相互独立的，因此它的尺寸比较有弹性。

5.3 二维码识别系统

工业用的二维码识别系统通常采用特制的嵌入式平台，具备高清摄像头。而人们通常使用手机作为条码识别系统的平台，与工业用条码识别系统相比，其成像环境复杂，拍摄的图像往往存在严重降质的现象，十分不利于二维码图形定位，从而导致解码失败。本文条码识别系统在常规系统的基础上，增加图像复原处理步骤来消除干扰，提高条码识别成功率。

二维码识别系统通常由 3 个模块组成，即图像采集组件，条码图像预处理组件以及条码图像识别组件。其体系结构如下：

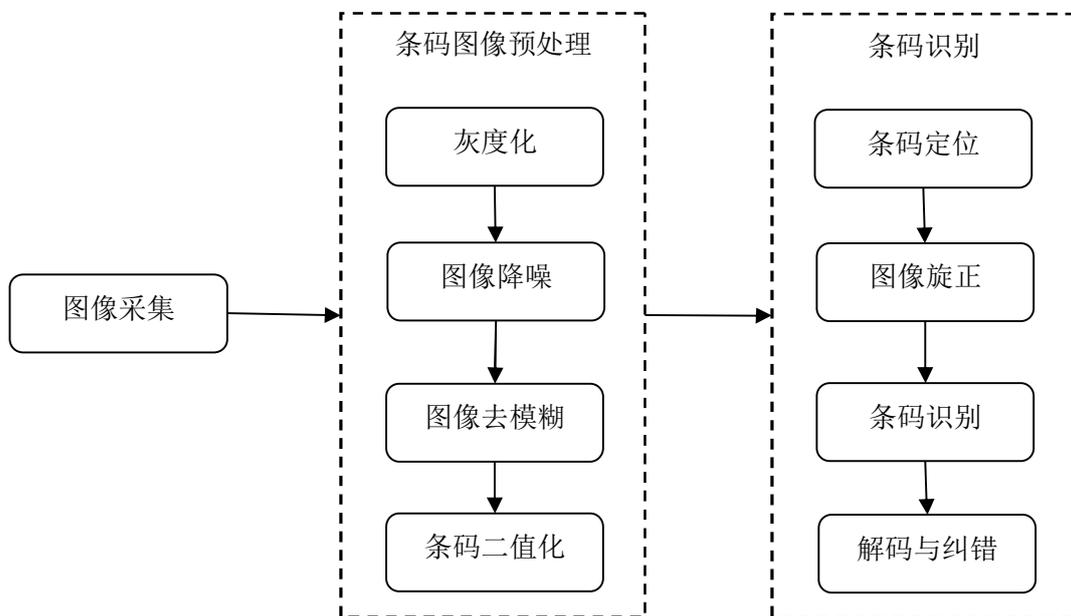


图 5.4 条码识别系统结构

条码识别技术在嵌入式平台上得到了大量的应用，由于嵌入式设备可移动的特性，拍摄的条码图像往往被运动模糊，因此在条码图像预处理阶段应用了单帧运动模糊盲复原技术。由于不同的图像采集设备具有不同的控制方法，以及不同条形码具有不同的识别特征以及解码方法，本文系统采用插件体系，将这些差异封装入不同的动态链接库(DLL)来实现扩展性。

图像采集组件负责条码图像的获取，它可通过图像设备、文件、网络等不同的方式来获取

本文系统将在条码图像预处理阶段采用单帧运动模糊盲复原技术来消除运动模糊。由于时间有限，本文并未实现该算法的 C++ 版本，因此采用 Matlab 与 C++ 混合编程的方法来快速部署该算法。Matlab 通过自带的 mcc 编译器生成 C++ 代码及相应的执行文件。方法如下：在 matlab 的命令窗口下输入：`mcc -W cpplib:MotionDeblurLib -T link:lib MotionDeblur.m`。该命令将 MotionDeblur.m 编译成 C++ 动态链接库。其中参数 -W 控制封装格式，cpplib 表示 C++ 格式的动态链接库，MotionDeblur_Interface 表示动态链接库的名字；-T 表示目标对象，link:lib 表示链接到一个库文件的目标，MotionDeblur.m 表示目标源文件。通过将生成的头文件 MotionDeblurLib.h 和 MotionDeblurLib.lib 添加到工程中，就可以在 C++ 环境下调用 matlab 语言实现的算法。

本文条码识别系统采用 C++ 语言编程，在 win32 平台采用 MFC 实现其界面。由于系统采用模块化设计实现，其可轻松移植到嵌入式设备，比如 Android，IOS，WindowsPhone 等手机平台。图 5.7 展示了该系统对图 5.8 进行 DM 码识别的结果，图 5.8 为运动模糊后的条码图像。当关闭图像复原功能时，本系统将无法识别该 DM 码。

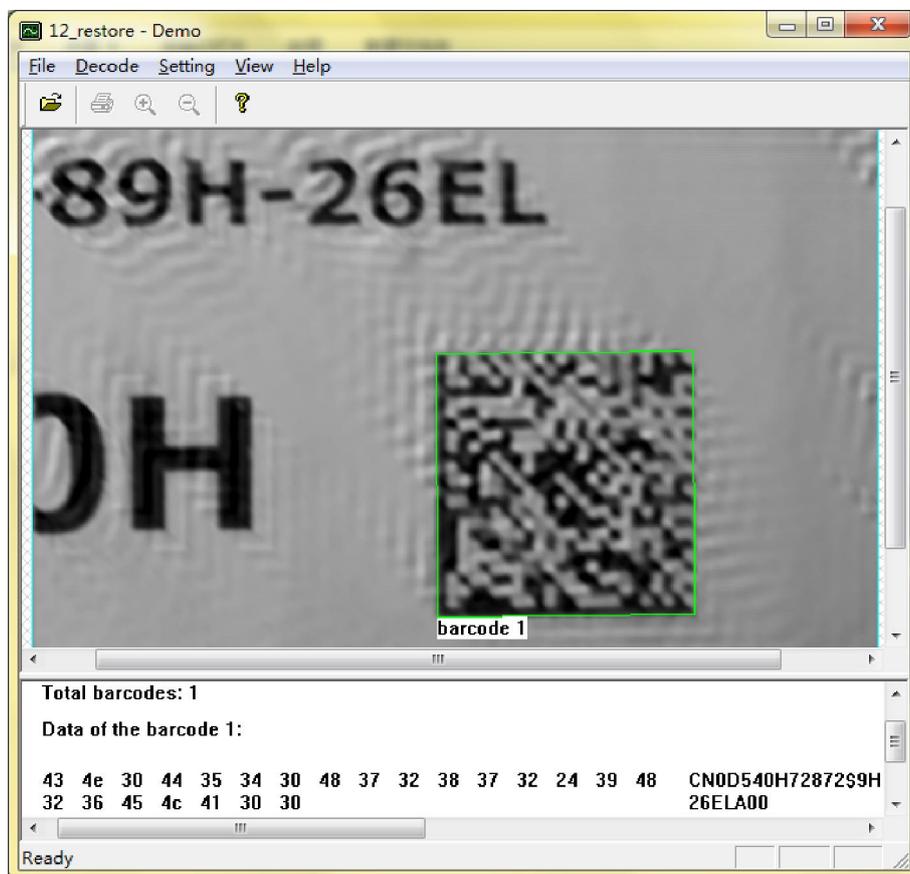


图 5.7 条码识别系统界面



图 5.8 运动模糊的条码图像

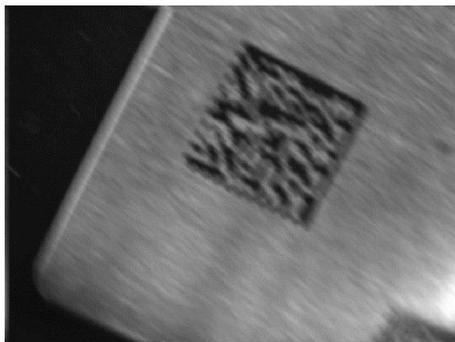
本文实现的条码识别系统应用了单帧运动模糊盲复原技术，使之具备了处理运动模糊条码图像的能力。由于时间有限，该系统存在一定的不足。比如系统不能良好地识别 QR 码，这是由于单帧运动模糊盲复原技术在消除运动模糊的同时，也会引入一些副作用，使得 QRDecoder 不能准确定位到 QR 码。为消除该问题，除了需要提高图像复原质量之外，还需要条码识别器提高容错的能力。图 5.9 展示了单帧运动模糊盲复原图像对条形码图像的复原结果。通过对比处理前后的结果，发现本文算法可以有效的消除运动模糊现象。



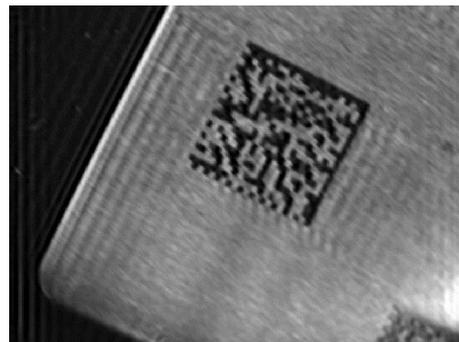
(a)运动模糊票据



(b)复原效果



(c)模糊的DM码



(d)复原效果



(e)模糊的火车票

(f)复原效果

图 5.9 单帧运动模糊盲复原技术在条形码图像上的运用

5.4 总结

本章简要地介绍了日常生活中最为常见的二维码：QR 码和 DM 码，并设计实现了一款二维码识别系统。该系统采用模块化设计思路，具备强大的扩展能力与可移植性。通过运用单帧运动模糊盲复原技术，该二维码识别系统具备处理运动模糊图像的能力。

第六章 总结与展望

6.1 总结

本文对图像复原技术进行了一定的研究，涉及到图像反卷积算法和图像盲复原算法，并建立针对单帧运动模糊图像的盲复原算法框架，实验表明本文算法能够很好的识别运动模糊核，并能够复原相当好的图像。

本文研究工作的要点如下：

1) 由于图像盲复原算法的基础是图像反卷积技术，因此对基于自然梯度分布的图像反卷积算法进行研究分析，该算法根据分布拟合模型的不同又可以分为高斯分布反卷积模型，拉普拉斯模型以及超拉普拉斯模型，不同模型有着不同的优化算法以及复原质量，其中超拉普拉斯模型最为复杂但其效果也是最佳，因为它对自然图像梯度分布拟合程度最高。该算法复原出的图像具备相当好的边缘特征，但抑制噪声的能力有限，其复原表面充斥着噪声。稀疏表示是最近图像处理技术的热点话题，研究表明自然图像能够被稀疏表示。鉴于这两点先验知识，本文在基于自然图像梯度分布的反卷积算法的基础上，再加上关于稀疏表示的正则化项，以此加强约束，试图复原出更好的图像。由于正则化项的增多，如何最小化该目标函数是一个问题。通过固定其中的某个变量以此优化另一个变量的方法来解决该问题，它实际上把该问题分解成两个子问题：图像更新优化问题与图像稀疏表示问题。实验表明，该算法复原图像在保持良好的边缘特性的情况下能够很好的抑制住噪声，随后通过实验解决该算法的参数选择问题。

2) 建立并实现针对单帧运动模糊盲复原的多尺度 IBD 算法框架。对于图像盲复原问题，采用先估计模糊核再进行图像复原的思想。首先研究了运动模糊的成因以及其模糊核的相关特性，为后续模糊核的修正提供理论支撑；然后分析了自然图像的相关先验知识，利用自然图像具备清晰边缘特征的先验知识，运用冲击滤波器从模糊图像中预测出清晰的边缘，并根据边缘的降质过程来估计模糊核，从而引导全局图像的复原。针对噪声的干扰，在模糊核估计过程中对模糊核进行裁剪，正规化等操作，从而修复这些潜在错误，避免其影响后面的图像反卷积的复原质量。针对冲击滤波器不能在较大模糊核的条件下良好工作，采用了多尺度策略 IBD 框架来提高模糊核的估计精度。由于模糊核估计是一个从粗糙到精细的过程，且降质图像始终存在着噪声的干扰，针对该问题，分别采用了两种不同复杂度的图像反卷积算法：在模糊核估计过程采用简单的高斯分布的反卷积算法；在最终图像复原时采用结合了稀疏表示特性和超拉普拉斯分布先验知识的复杂反卷积算法，从而复原出更好的图像。

6.2 展望

由于时间和个人能力有限，仍有许多有意义的工作需要进一步的研究：

1) 图像反卷积算法的进一步研究。在基于稀疏表示的图像反卷积算法中，虽然有效解决了基于自然梯度分布算法中的噪声问题，但由于其模型更加复杂，计算量巨大，这削弱了该算法的应用前景。其中计算量大部分由稀疏表示问题贡献的，能不能找到一种替代技术来解决该问题呢？

2) 模糊核优化的研究。在单帧运动模糊图像盲复原算法中，本文针对运动模糊的特点对估计模糊核进行了修复优化，这使得模糊核精度得进一步提高。当然本文对模糊核的修复手段并不完善，同时模糊核修复方法并没有一个好的数学模型来提供理论支撑，结果导致估计结果与真实模糊核有一定的差距。如果能够找到一个更好的模糊核优化技术方案的话，那么其一定能够取得更好的图像盲复原结果。

参考文献

- [1] 张航,罗大庸.图像盲复原算法研究现状及其展望.中国图象图形学报, 2004, 9(10):1145-1152.
- [2] 李庆菲.大气湍流退化图像的复原研究,[硕士学位论文].合肥:合肥工业大学,2010.
- [3] David S.C. Biggs. Accelerated Iterative Blind Deconvolution, [博士学位论文].Auckland:The Universit of Auckland,1998.
- [4] 尤海英.条码识别中图像复原的研究,[硕士学位论文].南京:南京航空航天大学,2010.
- [5] D. Kundur, D. Hatzinakos.Blind image deconvolution.IEEE Transactions Signal Processing,1996, 13(3):43-64.
- [6] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, S.L. Eddins. 数字图像处理(阮秋琦).北京:电子工业出版社,2005.
- [7] Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle.图像处理、分析与机器视觉(艾海舟).北京:清华大学出版社,2010.
- [8] Andreas Neubauer.Tikhonov regularization of nonlinear III-posed problems in hilbert scales. Applicable Analysis,1992, 46(1):59-72.
- [9] Andreas Neubauer.On Landweber Iteration for Nonlinear Ill-posed Problems in Hibert Scales.Numerische Mathematik, 2000, 85(2):309-328.
- [10] Taeg Sang Cho, S.Paris, etc.Blur Kernel Estimation using the Radon Transform. CVPR'2011, Providence:IEEE, 2011:241-248.
- [11] Jing Wang, Ke Lu, Q.Wang,etc. Kernel Optimization for Blind Motion Deblurring with Image Edge Prior. Mathematical Problems in Engineering,2012:Article ID 639824.
- [12] Qian Wan, Y.B. Zhang, C.He,etc.Improved Blur Kernel Estimation with Blurred and Noisy Image Pairs, CCTAE'2010,Chengdu:IEEE,2010:10-12.
- [13] C.R.Parker, B.L.Satherley, P.J.Bones.Image reconstruction from zeros of the z-transform, ICASSP'94,Adelaide:IEEE,1994:465-468.
- [14] D.C. Ghiglia, L.A. Romero, G. A. Mastin. Systematic approach to two-dimensional blind deconvolution by zero-sheet separation. Journal of the Optical Society of America, 1993, 10(5):1024-1036.
- [15] B.C. McCallum. Blind deconvolution by simulated annealing.Optics Communications, 1990,75(2):101-105.
- [16] G.R. Ayers, J.C. Dainty.Iterative blind deconvoltuon method and its applications.Optics Letters, 1988,13(7):547-549.
- [17] R. Fergus, B.Singh, A.Hertzmann. Removing Camera Shake from a Single Photograph. ACM

- Transactions on Graphics, 2006, 25(3):787-794.
- [18] E.J.Candes, M.B.Wakin.An Introduction To Compressive Sampling. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 25(2):21-30.
- [19] D.L. Donoho.Compressed sensing.IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4) : 1289-1306.
- [20] 邓承志.图像稀疏表示理论及其应用研究,[博士学位论文].武汉:华中科技大学,2008.
- [21] 李民.基于稀疏表示的超分辨率重建和图像修复研究,[博士学位论文].成都:电子科技大学,2011.
- [22] M.Elad, M. Aharon.Image Denoising Via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries. IEEE Transactions on Image Processing,2006,15(12):3736-3745.
- [23] A.Chelian, S.Sra, N.Papanikolopoulos.Denoising Sparse Noise Via Online Dictionary Learning, ICASSP'2011,Pargue:IEEE,2011:2060-2063.
- [24] Jianchao Yang, J.Wright, T.S.Huang, Yi Ma. Image Super-Resolution Via Sparse Representation. IEEE Transactions on Image Processing, 2010,19(11):2861-2873.
- [25] Haichao Zhang, Jianchao Yang, Yanning Zhang, etc.Close the loop Joint Blind Image Restoration and Recognition with Sparse Representation Prior. ICCV'11, Barcelona, 2011:770-777.
- [26] 卫美绒.超完备冗余表示下的图像去噪方法研究, [硕士学位论文].西安:西安电子科技大学,2011.
- [27] Shengyang Dai, Ying Wu. Motion from blur, CVPR'2008,Anchorage:IEEE, 2008:1-8.
- [28] N.Joshi, R.Szeliski, D.J.Kriegman.PSF Estimation using Sharp Edge Prediction. CVPR'2008, Anchorage:IEEE, 2008:1-8.
- [29] S.Osher, L.I.Rudin.Feature-Oriented Image Enhancement Using Shock Filters.SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990,27(4):919-940.
- [30] G.Gilboa, N.Sochen, Y.Y.Zeevi.Image enhancement and denoising by complex diffusion processes.IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004, 26(8):1020-1036.
- [31] G.Gilboa, N.Sochen, Y.Y.Zeevi.Regularized Shock Filters and Complex Diffusion.Heyden, ECCV'2002,Berlin :Springer,2002:399-413.
- [32] Sunghyun Cho, Seungyong Lee.Fast Motion Deblurring.ACM transactions on Graphics, 2009,28(5):1-8.
- [33] D.Krishnan, R.Fergus.Fast Image Deconvolution using Hyper-Laplacian Priors. Advances in Neural Information Processing Systems 22,2009:1033-1041.

- [34] M. Aharon, M.Elad.The K-SVD An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation.IEEE Transactions on Signal Processing, 2006,54(11):4311-4322.
- [35] Julien Mairal, F.Bach, J.Ponce,etc.Online Dictionary Learning for Sparse Coding. ICML'09, New York:ACM, 2009:689-696.
- [36] Ron Rubinstein, M.Zibulevsky, M.Elad.Double Sparsity: Learning Sparse Dictionaries for Sparse Signal Approximation.IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3):1553-1564.
- [37] Jianping Shi, Xiang Ren, etc.A Non-convex Relaxation Approach to Sparse Dictionary Learning.CVPR'2011, Providence:IEEE, 2011:1809-1816.
- [38] Zhou Wang, H.R.Sheikh, E.P. Simoncelli. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 12(4):600-612.
- [39] Chuansheng Wu, Jinrong He, Xinfen Zou. A Genetic Algorithm approach for selecting Tikhonov regularization parameter. CEC'2008, Hong Kong:IEEE, 2008:3980-3983.
- [40] M.Elad, M.A.T. Figueiredo, Yi Ma.On the Role of Sparse and Redundant Representations in Image Processing. Proceedings of IEEE,2010,98(6):972-982
- [41] D.L.Donoho, M.Elad. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via L1 minimization. PNAS, 2003, 100(5):2197-2202.
- [42] E.J.Candes, T.Tao.Near-optimal signal recovery from random projections universal encoding strategies. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(16):5406-5425.
- [43] Joel A. Tropp.Greed is Good: Algorithmic Results for Sparse Approximation. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10):2231-2242.
- [44] Y.C. Pati, R.Rezaifar, P.S. Krishnaprasad.Orthogonal Matching Pursuit Recursive Function Approximation with Applications to Wavelet Decomposition. The Twenty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove:IEEE,1993:40-44.
- [45] R.Tibshirani. Regression shrinkage and selection via the lasso. Journal of the Royal Statistical Society, 1996, 58(1):267-288.
- [46] T. Goldstein, S. Osher.The Split Bregman Method for L1-Regularized Problems. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2):323-343.
- [47] B.Efron, T.Hastie, I.Johnstone,etc. Least Angle Regression.Annals of Statistics, 2004, 32(2): 407-499.
- [48] Qiang Zhou, S.Chen,J.Z.Liu,etc.Edge-preserving single image super-resolution. Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia, Scottsdale:ACM,2011:1037-1040.
- [49] D. Krishnan, R. Fergus. Fast Image Deconvolution using Hyper-Laplacian Priors,Advances in

- Neural Information Processing Systems 22, 2009:1033-1041.
- [50] Li Xu, Jiaya Jia. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring. Heraklion, ECCV'10, Berlin: Springer, 2010:157-170.
- [51] Qi Shan, Jiaya Jia. High-quality Motion Deblurring from a Single Image. ACM transactions on Graphics, 2008, 27(3):1-10.
- [52] D. Geman, Chengda Yang. Nonlinear Image Recovery with Half-Quadratic Regularization. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(7):932-946.
- [53] Chao Jia, B.L. Evans. Patch-based image deconvolution via joint modeling of sparse priors, ICIP'2011, Brussels: IEEE, 2011:681-684.
- [54] Haichao Zhang, Jianchao Yang, Yanning Zhang, etc. Sparse representation based blind image deblurring, ICME'2011, Barcelona, 2011:1-6.
- [55] Sylvain Paris, F. Durand. A Fast Approximation of the Bilateral Filter using a Signal Processing Approach. Leonardis, ECCV'2006, Berlin: Springer, 2006:568-580.
- [56] C. Tomasi, R. Manduchi. Bilateral Filtering for Gray and Color Images. ICCV'98, Los Alamitos: IEEE Computer Society, 1998:839-848.
- [57] 卫保国, 惠卫华. 自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大. 中国图形图像学报, 2011, 16(4):533-537.
- [58] Tony F. Chan, Chiu Kwong Wong. Total Variation Blind Deconvolution. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3):370-375.

致 谢

在论文即将完成之际，谨向所有给予给我帮助的人致以深深的谢意！感谢你们一直以来对我的关心和支持，我时刻铭记在心。

首先，由衷地感谢我的导师刘宁钟教授，从入学的第一次谈话到日常工作汇报、开题论证报告、论文发表到今天的毕业论文，我每一步成长、每一滴进步都离不开老师的指导和帮助，老师严谨的科研作风、高深的学术造诣、诲人不倦的精神、积极的工作态度都让我受益匪浅。在这里我非常诚挚的感谢我的导师！

其次非常感谢尤海英、祖雄、张训汉、苏军、陆磊等师兄师姐对我的研究课题提出了很多建设性的意见；我还要感谢下王李宁，郑兴明，杨高升，高源同学，感谢实验室中的每一位成员，感谢你们的陪伴和帮助！同时感谢我的室友倪志斌，李高生，虞月，是你们的陪伴让这三年的读研生活变得丰富多彩，五彩缤纷。

特别要感谢我的家人，你们是我坚强的后盾，每当我遇到挫折的时候，他们都会给予我最大的支持和勇气，令我最终战胜困难渡过难关；感谢你们对我无微不至的照顾！

在学期间的研究成果及发表的学术论文

论文录用情况如下：

- 1、李信一, 刘宁钟, 王林宁. 基于稀疏表示的单帧运动图像盲复原. 计算机应用研究, 2013, 30(4):1212-1215.