

硕 士 学 位 论 文

基于光条纹形状的图像去模糊

Image Deblurring based on Light Streak Shape

作 者 姓 名: 刘彬

学 科、 专 业: 计算数学

学 号: 21301037

指 导 教 师: 刘秀平

完 成 日 期: 2016 年 6 月 5 日

大连理工大学

Dalian University of Technology

大连理工大学学位论文独创性声明

作者郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用内容和致谢的地方外，本论文不包含其他个人或集体已经发表的研究成果，也不包含其他已申请学位或其他用途使用过的成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中做了明确的说明并表示了谢意。

若有不实之处，本人愿意承担相关法律责任。

学位论文题目：_____

作者签名：_____ 日期：_____年____月____日

摘 要

随着科学技术的高速发展，人们对现代生活质量的需求越来越高。图像作为一种形象易懂的媒介信息，越来越受到人们的喜爱和关注。然而，在图像采集过程中，成像设备和场景之间不可避免地会出现一定程度的相对运动，导致图像质量下降出现模糊。基于此人们对图像去模糊进行了深入的研究，促使了视频监控，公共安全，医学处理及遥感卫星等领域的快速发展。

尽管适宜光照条件下图像去模糊工作已经有了很大的进展，但是由于人们对夜晚缤纷亮丽梦幻般色彩的追逐，低光照下的图像去模糊工作才刚刚兴起。不同于适宜的光照，对低光照条件下的图像进行去模糊是一件困难的事情，由于场景的高对比度导致这些图像没有包含太多有用的结构信息，而这些信息对于模糊核的估计是至关重要的。

本文主要关注的是低光照条件下单幅图像的盲去运动模糊问题。首先，我们阐述了图像去模糊问题的研究背景以及相关意义，并指出了现有方法的优势以及不足之处。其次，我们简要介绍了图像去模糊问题的相关理论基础并分析了在图像去模糊问题中常用的基于正则化的最大后验估计方法。最后基于夜景中特有的光条纹，我们提出了一种有效的图像去模糊算法。

简要概述就是低光照图像中经常会含有一些明亮的光条纹，这对于模糊核的估计提供了很多有利的信息。一方面，对于求解一个非凸的去模糊优化问题，它们能够提供一个好的初值；另一方面，它们记录了模糊核的路径。因此，基于光条纹我们提出了一种新的用于估计模糊核的先验。同时为了保证模糊核的形状和光条纹的形状相似，我们也给出了一种提炼光条纹形状的方法。最后在光条纹的帮助下，我们估计模糊核的过程不再需要去模糊方法中经常使用的启发式多级金字塔策略。大量的实验结果证明了我们提出方法的有效性。除此之外，我们把这种策略应用到现有的去模糊方法中会获得更好的实验效果。

关键词：图像去模糊；低光照条件；光条纹；模糊核估计

Image Deblurring based on Light Streak Shape

Abstract

With the rapid development of science and technology, people begin to pursue higher quality of life. Images, as media information which are easy to understanding, become more and more popular and attract more and more attention. However, there inevitably be some degree of relation motion between the imaging equipment and the scene when taking photos, which leads to the deterioration of image quality. Based on these cues, people have made a deep research on image deblurring, which has prompted the rapid development of video surveillance, public safety, medical imaging and remote sensing satellite and other related fields.

Although image deblurring has made great progress in suitable illumination conditions, it is just emerging in low-illumination conditions. Images that captured from low-illumination conditions is a challenging task, because these images contain few useful structures for kernel estimation. This paper mainly focuses on a single image blind motion deblurring problem. Firstly, we elaborate the research background and application value of image deblurring, and point out the advantages and disadvantages of existing methods. Secondly, we briefly introduce the relevant theoretical basis of image deblurring and analyze the regularization methods which are used in maximum a posteriori framework. Finally, based on the unique light streak in the night image, we propose an effective image deblurring algorithm.

Images captured from low light conditions usually contain some light streaks, which are beneficial for estimating the blur kernel. One of our key observations is that these light streaks can provide a good initial value for a non-convex problem in kernel estimation. Another one is that they can record the track of the blur kernel at the moment when images are taken. Therefore, we propose a new prior for kernel estimation based on light streaks in this paper. Moreover, in order to ensure the shape of the blur kernel to be similar to that of light streaks during the updating, a new method is proposed to refine the shape of light streaks. With the help of the refined shape, our kernel estimation process does not require heuristic coarse-to-fine strategy, which is widely used in image deblurring methods. Quantitative experimental results show the effectiveness of the proposed method. In addition, we also demonstrate that the proposed method can be applied to existing deblurring methods to achieve better performance.

Key Words: Image Deblurring; Low Illumination; Light Streak; Kernel estimation

目 录

摘 要.....	I
Abstract	II
1 绪论	1
1.1 研究背景与相关意义	1
1.2 研究现状及存在的问题	2
1.3 论文的出发点及主要贡献	4
1.4 论文的组织结构	5
2 图像去模糊的相关理论基础	6
2.1 光学图像的形成介绍	6
2.2 运动模糊的基本模型和原理	6
2.3 运动模糊的直观理解	8
2.4 基于贝叶斯理论的 MAP	9
2.5 常用的先验函数	10
2.5.1 噪声的先验 ϕ	10
2.5.2 自然图像的先验 ϕ_1	10
2.5.3 估计模糊核的先验项 ϕ_2	13
3 基于光条纹形状的图像去模糊	15
3.1 低光照图像去模糊	15
3.2 M 的预处理	16
3.3 S 的预处理	17
4 优化	18
4.1 估计清晰图像	18
4.2 估计模糊核	19
4.3 估计模糊核的面具	20
4.4 移除振铃效应	22
5 实验结果	23
5.1 形状先验的有效性	23
5.2 真实图像的比较	24
5.3 合成图像集的比较	27
5.4 提升现有的去模糊算法	29
5.5 更多的实验结果	31

结 论	32
参 考 文 献	33
攻读硕士学位期间发表学术论文情况	35
致 谢	36
大连理工大学学位论文版权使用授权书	37

1 绪论

1.1 研究背景与相关意义

最近几十年随着科学技术的飞速发展，人们获取信息的方式越来越多。图像作为一种形象易懂的信息媒介正在快速融入人们的日常生活中。特别是手机等智能便捷式设备的普及，使得人们可以随时随地的进行拍照美颜，浏览网页和下载图像。图像作为视觉信息在人和人之间能够呈指数形式进行快速传播，一方面是因为图片信息简单便于理解，另一方面主要是迎合了人们对于信息获取的快速需求。在现代计算机视觉领域中数字图像处理技术已经成为一门学科，不断地被研究人员去挖掘有价值有意义的信息来满足人们对图像信息的多种多样的需求。其中，图像退化受到了很多研究人员的关注，成为了计算机视觉最重要的研究分支之一。造成图像退化的原因有很多种，如拍照时外界环境光线不足或者光线太强或者周围噪声太多，成像设备自身聚焦不准以及成像设备和拍摄对象之间呈现相对运动，还有就是纸质图像因年代过久而出现掉色减色现象等等。而图像复原技术就是针对造成图像退化的原因，利用各种数学原理，相关技术来恢复清晰图像，从而提高图像质量达到视觉上令人满意的地步。进行图像复原，首先需要了解图像退化的种类，而每一个类别下面对周围的环境信息又很敏感，故想要找到一种普遍使用的方法仍具有一定的难度。



图 1.1 模糊图像例子

Fig.1.1 Examples of blur image

现今各种便捷式成像设备已进入人们的口袋中，成为了人们旅行外出的必备产品。人们总想分享美的事物，美的场景，因此互联网上出现了数以亿计的图像供人们浏览观赏顺便分享彼此之间的喜悦。但是，设备的便捷往往使得人们在拍照时，不经意间的抖动总会造成设备与美景之间的相对运动，从而降低了拍摄质量，影响了人们美好的心情。相对运动的后果就会导致图像出现不同程度的模糊，给人们的生活带来了糟糕的体验。如图 1.1 所示，进行自行车竞赛时，由于选手的快速运动造成的模糊；拍摄鲜花时由于

相机聚焦不准造成模糊；以及最后一幅图像由于相机的抖动造成的模糊等。这些模糊都会使图像丢失一部分信息，造成视觉上不同程度的困扰。

以上的模糊在人们的日常生活中是非常普遍的，因此大多数研究者主要考虑这些方面的模糊。在这些模糊中，由于手持设备抖动所造成的模糊是最广泛的，这类模糊有一个特点就是图像整体是模糊的，并且对场景中的每个像素来说，他们都拥有着相同的模糊核。该类运动模糊的复原逐渐成为了计算机视觉领域中重要的研究热点，也受到了其它相关领域的广泛注视。如城市交通监控领域，医学图像处理领域，公安犯罪追踪领域，军事侦察领域，航空航天领域等。每年各个顶级会议和期刊都有着非常好的工作来描述和解决这些问题，给出了许多新的图像复原方法以及新的自然图像先验，使人们进一步了解了模糊图像和清晰图像之间的本质差别以及统计意义上的不同。

正是由于这么多领域的广泛应用以及人们日常生活的强烈需求，所以研究运动去模糊问题具有一定的实际价值和现实需求，实现了学生将理论工作用于实际应用中的美好想法。

1.2 研究现状及存在的问题

图像去模糊的目标是从一幅给定的模糊图像中恢复出一张清晰的图像。它主要有两个研究方向：盲去模糊和非盲去模糊。非盲去模糊是指图像的模糊核已知，主要研究反卷积过程中出现的各种问题，如降低振铃效应^[1-2]。而盲去模糊是在模糊核和清晰图像都未知的情况下来复原清晰图像的问题，一方面需要估计出准确的模糊核，另一方面还需要同样面对反卷积过程中出现的振铃效应，有着更大的挑战。大多数拍照出现的模糊，我们是不知道模糊核的，因此盲去模糊的研究更有价值和实际意义。

本文所研究的问题是图像盲去模糊领域中的均匀去模糊，该类模糊可以简单的看作是一个清晰图像与模糊核也称作点扩散函数卷积形成的^[3-4]。我们的目的是在模糊核未知的情况下从输入的模糊图像恢复出符合人类视觉信息的清晰图像。由于未知量的个数远远的超出了已知数据的个数，这是一个不适定的问题^[4]。大多数原理都是依据统计意义下清晰图像和模糊图像之间的差别，然后量化这种误差以此来估计准确的模糊核，从而达到较为理想去模糊效果。另一方面，点扩散函数应当是稀疏，少噪声和连通的。

为了简化问题最早的研究者，通常假定模糊核含有特定的参数形式，如具有一定长度的直线或弧线，或者是一个小半径的高斯核^[5]。直到 2006 年 Fergus 等人^[6]利用贝叶斯框架，将图像去模糊问题转化成一个估计最大后验（Max a Posteriori, MAP）的经典问题，提出了具有划时代意义的图像去模糊框架，催生出了各种各样的去模糊模型。而且

Fergus 等人^[6]用理论和实验指明了非参数化的模糊核也能够从输入的模糊图像中估计出来,只要能够找到统计意义下清晰图像和模糊图像的差别。他们在论文中利用零均值的高斯混合函数来拟合自然图像的稀疏先验(大尾巴分布),取得了很好的效果。虽然 Fergus 等人^[6]指引了后续人前进的方向,但是基于贝叶斯框架,求解结果大多不太稳定,而且在每个图像尺度上都需要进行上百次的迭代,大大增加算法的运行时间。

值得我们关注的是,现今大多数基于 MAP 框架的图像去模糊方法的成功,主要在于他们针对模型提出了比较有效的优化方法或者有效地提取出了图像中显著性的边缘,并在此基础上结合自然图像的稀疏先验以及启发式的多尺度图像金字塔框架的应用。

Shan 等人^[7]利用更稀疏的 L_1 范数分别对清晰图像的梯度和模糊核进行约束,采用交替能量最小化的方法,通过合理调节正则化参数避免了模糊核不稳定情况的发生。Joshi 等人^[8]借助高斯差分图像来选取图像中的显著性的边缘来进行复杂模糊核的估计。Cho 和 Lee^[9]同样借助于显著性的边缘来进行图像去模糊,不同之处在于他们利用双边滤波和冲击滤波来选择强边结构。Xu 和 Jia^[10]指出并不是所有的显著性结构都利于模糊核的估计,从而提出了一种选择利于估计模糊核的显著性边缘的方法,并在求解模型时采用一种迭代支撑检测的策略来移除模糊核中的噪声。Goldstein 和 Fattal^[11]基于模糊核功率谱显现的统计不规则性提出了一种估计模糊核的方法。Krishnan 等人^[12]观察到在能量极小化的过程中,估计清晰图像的解会倾向于收敛到模糊图像,故此提出了一种归一化的图像梯度先验来估计模糊核,减弱了该种现象的产生。

尽管以上图像去模糊算法^[7-12]在模糊核的估计过程中均成功的复原出了比较清晰的图像,但是大多数都针对的是在比较好的光照条件下由相机抖动而引起的模糊。在这样的条件下,这些算法都能够捕获图像中显著性的边界结构为模糊核的准确估计打下了很好地基础。然而,这些方法都不能很好地处理在低光照条件下获取的图像。一方面是由于这些模型不能处理相机对低光照条件下像素的高对比度采样问题,另一方面大多数方法依靠大量的强边结构来估计模糊核,而这在低光照环境下还没有很好的方法来提取,最后这些算法恢复出的清晰图像在高光部分有很大的振铃效应。

低光照条件下,相机需要较长的曝光时间来适应周围环境的明暗幅度。一方面,相比于白天,由于较长的曝光时间相机更容易抖动,这也是互联网上出现那么多的夜间模糊图像的原因之一。另一方面,夜景图像强烈的明暗对比度很容易超出相机成像传感器的阈值^[13],破坏了模糊的退化模型,增加了低光照条件下去模糊的难度。除此之外,由于低照明度下路灯,霓虹灯以及反射光的影响,在估计模糊核的过程中大多数的图像只包含很少有用的边结构信息^[14],由此很难得到一个正确的模糊核。



图 1.2 低光照环境下的光条纹

Fig.1.2 Light streak in low-illumination conditions

基于以上原因，一些研究者致力于找到能够在低光照条件下成功实施的图像去模糊算法。Hameling 等人^[15]和 Whyte 等人^[13]观察到夜景图像强烈的明暗对比度很容易超出相机成像传感器的阈值^[13]，由此他们扔掉了相机在高对比度下采样失败的像素（主要是高光亮部分和非常暗的部分），利用余下的像素结合不同的去模糊模型来估计模糊核。这两种方法^[13,15]都忽略了图像中光条纹的信息。Hua 和 Low^[17]注意到了图像中的光条纹信息（如图 1.2 所示），并利用光条纹所在的区域来估计模糊核。但是他们仅仅利用了光条纹所在的区域，并且在去模糊的过程中需要手动的选取光条纹。这种方法没有利用图像的全局信息使得所求得的模糊核并不是最优的。Cho 等人^[2]把光条纹所在的区域当作噪声区域，提出了一种鲁棒的方法来处理这些高光部分，有效的避免了振铃效应。Pan 等人^[18]利用 L_0 范数来近似夜景图像的梯度和强度值稀疏性先验，也取得了较好的效果。然而这两种方法都没有真正利用到光条纹的信息。Hu 等人^[14]利用自动检测到的光条纹，结合不同尺寸以及不同强度的圆盘估计出一个初始的模糊核，在随后的去模糊模型中利用 $L_{0.8}$ 范数作为低光照图像的梯度先验估计，使用 L_1 范数来保证核的稀疏性，很好的解决了低光照条件下的去模糊难题。但是他们的方法对于含有较大噪声的光条纹处理的效果并不是很好，而且他们也没有利用到光条纹的形状作为对模糊核的强制性约束。除此之外， $L_{0.8}$ 的范数可能不太适合去拟合低光照图像的梯度先验。

1.3 论文的出发点及主要贡献

我们观察到清晰图像中的点光源在图像模糊后很容易形成光条纹，并且这些光条纹描述了相机的抖动路径。这一点能够帮助我们去探索模糊核的形状，由此本文提出了一种新颖的形状先验来估计模糊核。由于在一幅图像中往往不只有一个光条纹，而且每一个光条纹还有着不同的背景，这促使我们去提取光条纹的形状。如果对所有检测到的光条纹做几何平均，就能够在很大程度上凸显光条纹的形状并且降低光条纹背景的影响。

我们首先利用检测到的光条纹集来计算出他们的平均光条纹，然后提炼平均光条纹的形状，并利用平均光条纹和它的形状，作为估计模糊核的先验，最后基于模糊核的连通属性，我们提出了一种方法来获取模糊核的形状并将其用于指导模糊核的估计，降低了模糊核的噪声并在一定程度上控制了模糊核的连通性。除此之外，我们给出了一种简单有效的方法来处理低光照环境下的高对比度问题，避免了相机传感器所引起的误差。与现有的方法比较，我们的方法有更好的性能并且能够获得更准确的模糊核，保证了模糊核的形状和光条纹的形状的一致性。

综上所述，本文提出了一种新颖的形状先验来引导和限制模糊核，而且给出了一种新的基于光条纹的图像去模糊算法。以下是本论文的主要贡献：

- (1) 利用图像中多个光条纹区域，采用几何平均来提炼初始的光条纹形状，并根据光条纹的形状估计初始的模糊核以便引导非凸问题的求解。
- (2) 提出了一种有效的提炼迭代过程中模糊核形状的方法，并基于此形状来剔除模糊核中的噪声，引导模糊核的正确估计。
- (3) 针对模糊核的形状先验，提出了一种基于交替迭代能量最小化优化方法的求解算法。

1.4 论文的组织结构

本文的主要内容是在低光照条件下，利用光条纹形状来实施单幅图像的盲去模糊。全文大致分为四个部分，每部分的安排如下：

第一章：绪论。主要介绍了图像去模糊问题的研究背景以及在现实中的研究价值，并简要分析了均匀去模糊技术的研究现状以及各种算法模型的优缺点，最后基于以上算法的缺陷给出了本论文的创新想法。

第二章：图像去模糊的相关理论基础，基于最大后验估计的框架模型以及不同的图像正则化方法，并简要介绍了自然图像的各种先验假设信息。

第三章：给出基于光条纹形状先验的去模糊模型，并给出在求解模型之前需要做的图像预处理工作。

第四章：给出实施本文低光照条件下图像去模糊模型的详细流程以及模型的详细求解过程，并给出完整的图像去模糊算法。

第五章：实验分析。验证本文提出的形状先验的有效性，利用真实数据和合成数据集并与其他方法进行比较，图文并茂的展现了本文方法是有效的。

2 图像去模糊的相关理论基础

2.1 光学图像的形成介绍

在光学成像系统中，相机传感器在曝光时间内不断从一个场景中累积光能量。在理想的情况下，传感器中的每一个点都将对场景中的每一个点做出快速的相应，从而形成图像。在这种情况下，图像中每一个像素的强度是由在整个曝光时间内由传感器所接收的光能量的强度值决定的。可用数学公式表示如下：

$$I(x, y) = \int_0^T I(x, y, t) dt \quad (2.1.1)$$

其中 $I(x, y)$ 是相机捕获的图像， (x, y) 是图像中一点的位置坐标， $I(x, y, t)$ 是在时间 t 下传感器捕获到的图像， T 是整个曝光时间。

离散情况下， T 可被切分成许多离散的小时间片，在每个小时间片 t_i 内传感器捕获到的图像记为 $I(x, y, t_i)$ ， n 为分割的时间片的个数，那么上式可离散的表示为

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^n I(x, y, t_i) \quad (2.1.2)$$

当传感器和场景之间没有相对的运动时， $I(x, y, t_i) (i=1..n)$ 是近似相等的，从而清晰图像被展现为

$$I(x, y) = n \times I(x, y, t_1) \quad (2.1.3)$$

当他们之间出现相对运动时， $I(x, y)$ 将是一系列多个没对齐的图像加和，这样就形成了模糊图像。以此推论，在一个小时间段 t_i 传感器捕获的图像 $I(x, y, t_i)$ 将同样是模糊的。实际中，输出图像像素的强度值是由传感器量化后得到的，但这并不影响我们对传感器输出模糊图像的分析。

2.2 运动模糊的基本模型和原理

图像的退化模型通常考虑以下的四个变量： $g(x, y)$ ， $f(x, y)$ ， $k(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 。 $g(x, y)$ 表示人们经常看到的低质量图像， $f(x, y)$ 是我们需要恢复的清晰图像， $k(x, y)$ 是退化函数，去模糊中经常称之为模糊核或点扩散函数(Point Spread Function, PSF)，最后 $n(x, y)$ 表示图像形成过程中的加性噪声，进一步降低了图像质量。

图像的退化模型可形象的用下图 2.1 中的线性系统描述：

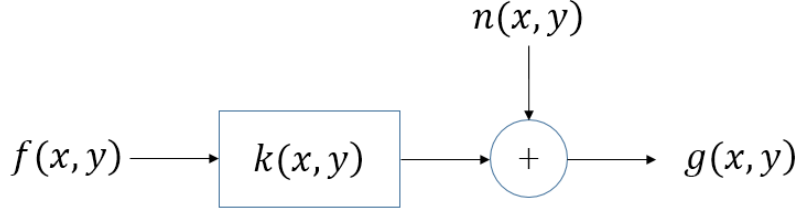


图 2.1 图像的退化模型

Fig.2.1 Image degradation model

那么图像去模糊问题用数学语言可以描述为：

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes k(x, y) + n(x, y) \quad (2.2.1)$$

根据这样一个退化模型，去模糊问题就可以描述为在模糊图像 $g(x, y)$ 已知的前提下，通过一定的方法来估计模糊核 $k(x, y)$ ，最后利用反卷积来求出清晰图像 $f(x, y)$ 。

在忽略噪声 $n(x, y)$ 的前提下，上式可转化为如下形式：

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes k(x, y) \quad (2.2.2)$$

本论文研究的是图像的均匀去模糊问题，从而对任意的两幅输入图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ ，以及任意的常数 p_1 和 p_2 ，卷积运算符 $k(x, y)$ 有如下性质：

$$k(x, y) \otimes (p_1 f_1(x, y) + p_2 f_2(x, y)) = p_1 k(x, y) \otimes f_1(x, y) + p_2 k(x, y) \otimes f_2(x, y) \quad (2.2.3)$$

该线性性质意味着作用在两个图像线性和的卷积输出结果等于作用在各个图像上卷积输出结果之和，作用在一个常数和图像乘积上的卷积输出结果与作用在该图像上的卷积输出结果和该常数的乘积相等。

又因为我们的模糊核是空间一致的，也就是满足下式：

$$k(x, y) \otimes f(x - \alpha, y - \beta) = g(x - \alpha, y - \beta) \quad (2.2.4)$$

其中 α 和 β 表示任意的常量，代表着空间的位移量。这就说明当输入图像中任意一个像素点经过卷积运算后，其所对应的输出与输入点的坐标无关。

又根据章节 2.1 的分析，观察到的模糊图像可用下式表述：

$$B(x, y) = \sum_{i=1}^n B(x, y, t_i) \quad (2.2.5)$$

再根据去模糊模型 (2.2.1) 和公式 (2.1.3) 得：

$$B(x, y) = \sum_{i=1}^n f(x, y) \otimes k(x, y, t_i) + \sum_{i=1}^n n(x, y, t_i) \quad (2.2.6)$$

又因为公式 (2.2.3)，上式便转化为：

$$B(x, y) = f(x, y) \otimes \sum_{i=1}^n k(x, y, t_i) + \sum_{i=1}^n n(x, y, t_i) \quad (2.2.7)$$

2.3 运动模糊的直观理解

根据公式 (2.2.7)，在忽略噪声的影响下，我们可以直观的感受下运动模糊的形成机制。我们首先需要了解离散情况下二维卷积运算是怎样实现的。卷积运算可看作在相关运算的基础上提出来的，卷积运算就是将模糊核旋转 180 度，然后在进行相关运算的。我们可以用一个简单的例子形象化的做一个简单解释。

假设一个原始图像 f 只有一个像素点，并且假设我们的卷积运算子具有图 2.2 中所示的形式，将未重叠的地方进行补零操作，可得到下面的形象化描述：

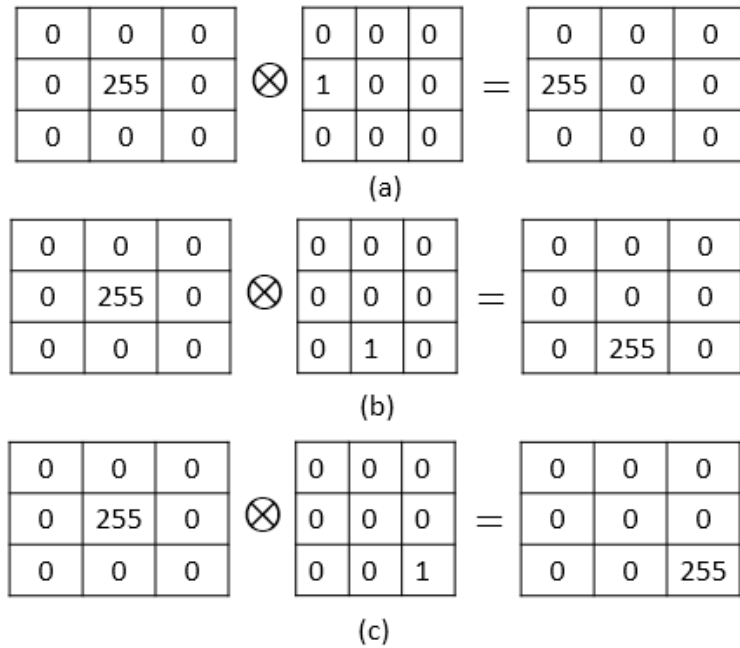


图 2.2 卷积运算示例

Fig.2.2 Examples of convolution operation

具有图 2.2 (a) 中所示的卷积运算子则相当于讲原始图像向左平移了一个单位，同理，图 2.2 (b) 和 2.2 (c) 中所示的卷积运算子则相当于将原始图像分别向下，向右下方平移了一个单位。根据前面的公式 (2.2.3)，图 2.2 中的这三种运算可合并为图 2.3 中的卷积运算子。这样直观上就可以将模糊的过程理解为清晰图像在模糊核的作用下进行了连续性的向左，向下等方向性移动。若图像中只有一个像素点则模糊后形成了一条轨迹

曲线（图 2.3 中最右边的 3 个 255 所在位置形成的轨迹，也即图中的红色轨迹所示）。但是一幅图像少说也有十几万的像素函数值，这样一方面相邻的函数值彼此之间会造成干扰，另一方面模糊核这种卷积运算子的形式也很复杂，就会造成最终输出图像模糊。然而，所有像素点模糊的轨迹是一样的，从而使得模糊图像存在着一种潜在的模式，不会显现的那么杂乱无章，而这种潜在的模式指的就是模糊核。

$$3 \left(\begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 255 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \otimes \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1/3 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1/3 & 1/3 \\ \hline \end{array} \right) = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 255 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 255 & 255 \\ \hline \end{array}$$

图 2.3 卷积运算的合成

Fig.2.3 The consolidation of convolution operation

2.4 基于贝叶斯理论的 MAP

基于贝叶斯学派的统计学，最大后验估计可以利用经验数据获得对未知观测量的点估计。它与 Fisher 的最大似然估计方法相近，不同的是它扩充了优化的目标函数，融合了预估计量的先验分布信息，所以最大后验估计可以看作是正则化的最大似然估计。

我们知道图像的梯度在统计角度下，符合大尾巴分布。在这儿我们简单的假设自然图像的梯度先验分布表示为

$$p(I) = c \cdot \exp\left(-\frac{D(\nabla I)}{2\sigma^2}\right) \quad (2.4.1)$$

其中， σ 表示尺度参数， c 表示归一化因子， $D(\nabla I)$ 表示对图像 I 取梯度的某种统计意义下的描述。通常情况下， $D(\nabla I)$ 中定义的梯度方向有沿着 x 轴和 y 轴两个方向的，并且统计量通常取 2 范数或 1 范数。

另一方面根据贝叶斯公式，我们得到预估计的清晰图像 I 和模糊核 k 的最大后验概率密度函数如下所示：

$$p(I, k | B) = \frac{p_{B|I}(B)p(k)p(I)}{p(B)} \quad (2.4.2)$$

在这个概率密度函数下，模糊图像 B 为已知数据，从而可假设 $p(B)$ 为定值，则公式(2.4.2)可简化为：

$$p(I, k | B) \propto p_{B|I}(B)p(k)p(I) \quad (2.4.3)$$

随后, 对公式 (2.4.3) 两边同时取负对数, 根据最大后验估计准则, 可得到公式 (2.4.3) 对应的 MAP 问题转化为能量方程的极小化问题:

$$\begin{aligned} & \min_{I,k} (-\log(p(I,k | B))) \\ &= \min_{I,k} (-\log(p_{B|I}(B)) - \log(p(I)) - \log(p(k))) \\ &= \min_{I,k} (\phi(\|B - I \otimes k\|) + \alpha\varphi_1(\nabla I) + \beta\varphi_2(k)) \end{aligned} \quad (2.4.4)$$

其中, $\phi(\|B - I \otimes k\|)$ 对应着似然项的负对数, 用于估计加性噪声的分布函数, $\varphi_1(\nabla I)$ 和 $\varphi_2(k)$ 通常称为正则项, 用来估计清晰图像的梯度先验和模糊核先验。而 α 和 β 式正则化参数, 用来平衡这两种先验, 可以作为调节参数。从而, 我们推导出了求解去模糊问题的最大后验估计的一般化模型:

$$\min_{I,k} (\phi(\|B - I \otimes k\|) + \alpha\varphi_1(\nabla I) + \beta\varphi_2(k)) \quad (2.4.5)$$

由于图像去模糊是一个及其不适定问题, 我们必须要有合理的选择模型中函数 ϕ , φ_1 和 φ_2 , 并且也需要根据正则化函数的作用谨慎地选择正则化参数, 才能估计出较好的模糊核, 从而恢复出清晰图像。

2.5 常用的先验函数

这一节我们来介绍一下在去模糊问题中都有哪些常用的先验函数来指导清晰图像的复原过程。

2.5.1 噪声的先验 ϕ

通常认为图像的噪声是在拍摄的过程中随机添加的, 是对清晰图像的一种随机干扰, 并且由于噪声的不可预测性, 我们通常借助于概率论中的一些统计量来衡量噪声的出现程度, 如方差, 均值等。一般化模型中噪声的先验 $\phi(\|B - I \otimes k\|)$ 完全由噪声的分布决定。我们以最常用的高斯分布作为对噪声的估计, 这样取对数后可简单的写作

$$\phi(\|B - I \otimes k\|) = C\|B - I \otimes k\|_2^2 \quad (2.5.1.1)$$

C 是一个常量与噪声的方差有关, 并且该函数是一个凸函数, 选用它作为 MAP 模型的近似项, 便于求解。

2.5.2 自然图像的先验 φ_1

正确的估计自然先验对图像去模糊问题来说是及其重要的。研究者根据清晰图像和模糊图像的差异, 给出了许多种合理的先验, 如基于图像梯度, 基于图像中强边结构信

息，局部小图像块等。进行这些估计的所有原因就是为了解空间，求出局部最优解。

人们对图像梯度先验的研究进行的最为透彻。人们发现最初的高斯分布会使图像变得过于光滑，而后经过人们的研究指出自然图像的梯度先验一般服从一种重尾分布（如图 2.4 (c) 所示）。这种分布指出，在自然图像的梯度分布图中，绝大部分元素的值是较小的（主要分布在零值附近），只有较少部分元素的值是较大的，而且在概率上，重尾分布中较大值所占的概率比高斯分布中较大值所占的概率高出许多。这就说明了图像在梯度域上是稀疏的。由此人们在估计梯度先验时有了更加明确的目的，给出了稀疏的拉普拉斯分布以及 L_p ($0 < p < 1$) 分布，最后再到 L_0 分布以及各种各样的变种。



图 2.4 图像的梯度先验以及它们的对数概率密度分布曲线 ((a), (b) 和 (c) 均出自文献^[6])

Fig.2.4 The priors of image gradients and their logarithmic density curve

这里我们简单的给出高斯分布，拉普拉斯分布以及超拉普拉斯分布和取对数后对应的约束函数。我们知道高斯分布，拉普拉斯分布以及超拉普拉斯分布都是广义高斯分布的特例，并且他们都是对称分布。而广义高斯分布的概率密度函数可表示为如下形式：

$$p(x; \alpha, \beta, \mu) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)} \exp\left[-\left(\frac{|x - \mu|^\alpha}{\beta}\right)\right], \quad x \in R \quad (2.5.2.1)$$

其中， $\alpha > 0$ 是广义高斯分布的形状参数， μ 是广义高斯分布的位置参数， $\beta > 0$ 是广义高斯分布的尺度参数， $\beta = \sigma \sqrt{\Gamma(1/\alpha) / \Gamma(3/\alpha)}$ ， σ 是标准差， $\Gamma(\cdot)$ 是标准的 Gamma 函数，

即 $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$ 。那么 $\alpha = 2$ 就是高斯分布， $\alpha = 1$ 就是拉普拉斯分布， $0 < \alpha < 1$ 就是超拉普拉斯分布。图中 2.5 (a) 所示，通过调节形状参数 α 的大小（以 α 取 2, 1, 0.8 为例），可以得到形似高矮胖瘦的对称分布。不同的分布曲线可以看作是重尾分布程度的强弱。而 α 越小，其重尾分布的形式越明显，从而数据的稀疏性更强。

稀疏先验 φ_1 用来衡量数据的稀疏性，通过取对数后， φ_1 可近似表示为如下几种形式：

$$\varphi_1(\nabla I) = \|\nabla I\|_0 = \#\{i \mid \nabla I_i \neq 0\} \quad (2.5.2.2)$$

其中， $\#$ 表示对集合中元素个数的统计，是一种稀疏性统计描述。值越小越稀疏，等于 0 则是完全稀疏的。

$$\varphi_1(\nabla I) = \|\nabla I\|_1 = \sum_i |\nabla I_i| \quad (2.5.2.3)$$

$$\varphi_1(\nabla I) = \|\nabla I\|_2^2 = \sum_i |\nabla I_i|^2 \quad (2.5.2.4)$$

$$\varphi_1(\nabla I) = \|\nabla I\|_p^p = \sum_i |\nabla I_i|^p, (0 < p < 1) \quad (2.5.2.5)$$

在实际应用中，考虑到效率和速度，再根据不同的需要会采用不同的形式。为了进一步了解这几种函数对解的稀疏性影响，我们在图 2.5 (b) 中展示了这几个函数在单位球面的平面截面图。其中， L_p 范数以 0.8 和 0.5 为例说明。

由图所示，具有 L_2 范数形式的 φ_1 是凸函数，求解结果比较光滑；而 L_1 范数和具有非凸性质的 L_p 范数，其光滑性不断降低，也即解的稀疏性将随着 p 的减小会慢慢增强。在 p 趋向于 0 时，具有最大的稀疏程度。

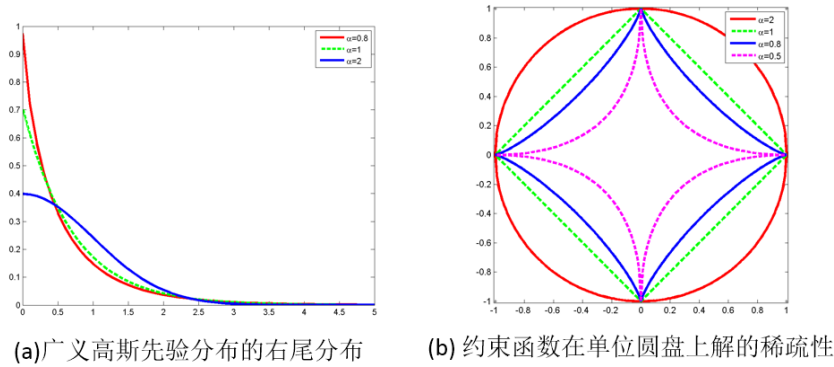


图 2.5 广义高斯分布曲线以及对应的解的稀疏性描述

Fig. 2.5 The curves of right tails of generalized gaussian distributions and their corresponding sparse distributions of result as constraint functions

以上的分析表明，通过取对数，图像的分布先验和约束函数之间是一致的，具有相互统一的形式。也就是说，构建合理的自然图像先验也就相当于选择合适的约束函数。

另一方面也有根据局部小图像块之间的差异性来描述自然图像的先验的。Michaeli 和 Irani^[23]利用清晰图像和它的尺度缩放图像之间在相同的位置处两个小图像块的近似一致性，而模糊图像不具备这一性质来进行图像去模糊。如图 2.6 所示：

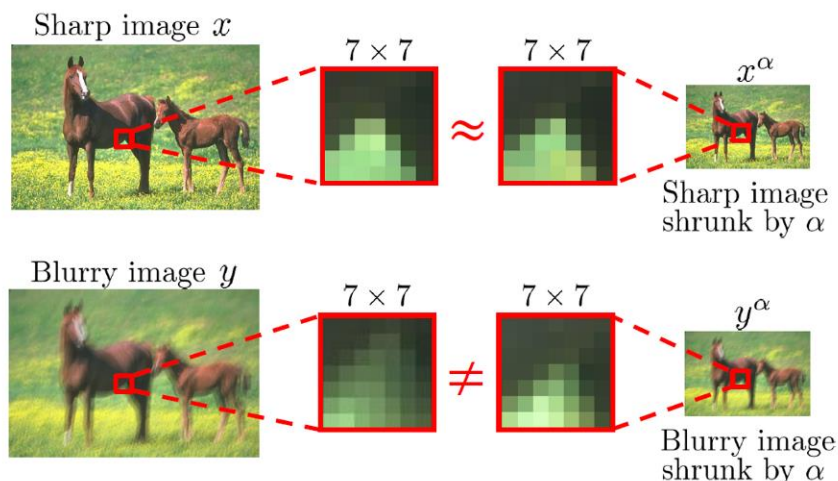


图 2.6 小图像块的近似一致性在清晰图像及对应的尺度缩放图像是很强的，而在模糊图像上较弱。

Fig.2.6 The cross-scale patch recurrence is strong in sharp images and weak in blurry images.

Lai^[24]等人则利用自然图像颜色线原理，观察到清晰图像和模糊图像尤其是边界在颜色线上分布的差异，由此构造了一个新的去模糊模型，取得了成功。他们的差异性如图 2.7 所示。从图中可以看出清晰图像的颜色线在两端的聚堆效应非常明显，而模糊图像的结果并不明显。

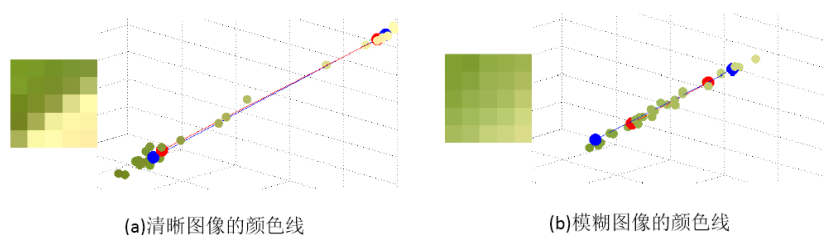


图 2.7 在小图像块上清晰图像和模糊图像的颜色线差异

Fig.2.7 The difference of color line in small patches coming from clear image and blurry image.

2.5.3 估计模糊核的先验项 φ_2

模糊核描述的是传感器和场景之间的相对运动轨迹，因此模糊核的形状体现了模糊的模式。在估计模糊核时，我们还需要以下几种假设来辅助模糊核的估计。

非负性约束：模糊核中的数值必须大于等于零，即

$$k(x, y) \geq 0, \forall (x, y) \in \Omega_k \quad (2.5.3.1)$$

其中， Ω_k 表示模糊核 k 的所有坐标集合。这种非负约束取决于图像模糊的卷积原理，它里面只有加法和乘法运算，模糊核中出现负值将违背实际中的成像原理。另一方面，相机的成像机制也说明了图像中所有像素的值都不可能是负数。

能量守恒约束：通过模糊核的作用后，清晰图像和模糊图像之间应遵守能量守恒原则，也即图像模糊后不能丢失任何视觉上的能量，反映在模糊核上也就是需要卷积运算子的所有数值加起来和为 1。用数学公式表示为：

$$\sum_{(x,y) \in \Omega_k} k(x, y) = 1 \quad (2.5.3.2)$$

非负约束和能量守恒约束由于形式上的简单，而且易于表示，被广泛应用于所有的去模糊模型中。

稀疏性约束：运动去模糊通常把模糊核的稀疏性假设作为一种常用的先验。一方面模糊核中数值的大小反映了拍照过程中传感器与场景之间相对运动过程中的停留时间的长短，另一方面模糊核中描述的运动路径一般显得比较细长，相对于整体来说模糊核中的数值显得很稀疏。统计上也即模糊核中的零值元素所占的比例远远超出其它元素所占的比例，从图 2.8 中真实的模糊核也反映了这种现象，图像中看起来具有亮度的地方很少。

连续性假设：由于模糊核描述的是传感器的抖动路径，因此模糊核看起来是连续的。

图 2.8 显示了文献^[16]中所使用的几种真实模糊核图像，展示了模糊核的以上相关属性。

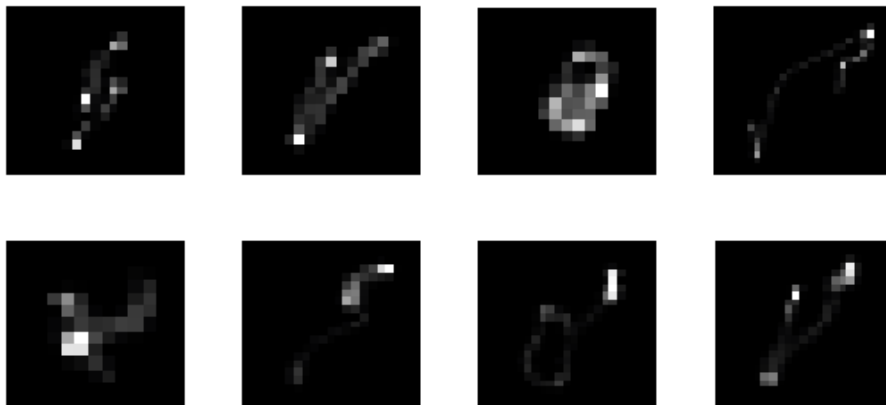


图 2.8 真实的模糊核

Fig.2.8 true kernels

3 基于光条纹形状的图像去模糊

直观上，低光照图像中的光条纹在估计模糊核的形状上起着决定性的作用。因为光条纹实际上记录了相机的路径，这使我们知道了模糊核的实际形状。在我们的文章中，我们用几何平均意义下的光条纹作为模糊核的初始值，并利用光条纹的形状来移除去模糊交替迭代过程中估计的模糊核中的噪声。不同于先前的方法^[14]，通过使用光条纹我们给出了一种简单有效的求解算法。

3.1 低光照图像去模糊

由第二章知，图像的模糊机理是：

$$B = L * K + N \quad (3.1.1)$$

其中 L 是估计的清晰图像， K 是模糊核，通常也被称为点扩散函数 (PSF)， B 是观察到的模糊图像， N 是相机在拍摄过程中随机加上的噪声，最后 $*$ 代表着卷积运算符。然而，由于高对比度，这个模型不足以对低光照环境下图像去模糊建模。我们认为主要的误差在于图像中的高亮区域。由于相机的调制机制使得这部分区域的像素被裁剪为相机的最大输出值。因此我们把这个模型更改为下面的模型：

$$M \odot B = L_m * K + N \quad (3.1.2)$$

其中 M 被定义为图像区域的提取面具， B 代表模糊图像， L_m 定义为通过 $M \odot B$ 恢复后的清晰图像， K 是需要被准确估计的模糊核， N 定义为加性噪声和 \odot 定义为矩阵的点乘运算。因此通过合理的选择 M ，我们能够通过矩阵间的点乘运算来决定图像中的非高亮区域。

求解这种非线性模型是非常困难的，我们通常需要对解的空间施加一些合理的先验。在低光照条件下，可以用于去模糊的显著性的图像特征是有限的。先前的一些方法不能获得很好的效果，这点可以从他们在去模糊过程中无法获取准确的模糊核看出。由于 Hua 和 Low^[17]和 Hu 等人^[14]注意到了光条纹的信息，他们的结果是可以令人接受的。但是他们没有充分利用光条纹的信息，更为重要的是他们的模型没有明确的使用光条纹的形状信息。在这篇文章中，基于图像中的光条纹我们提出了一种新的模糊核的先验，可以被表示成下式：

$$P = \lambda \|\nabla L_m\|_0 + \sigma \|L_m\|_0 + \beta \|K\|_2^2 + \gamma \|K - S\|_2^2 \quad (3.1.3)$$

其中 λ, σ, β 和 γ 是平衡参数, ∇L_m 是图像的梯度, $\|\cdot\|_2^2$ 是 L_2 范数被定为内部所有元素的平方和, $\|\cdot\|_0$ 是 L_0 范数表示内部非零元素的数量, S 是形状先验可以由平均光条纹得到, 最后这些先验我们一起用 P 来代替。

利用这些先验, 我们去模糊的模型可以由下式给出:

$$\min_{L, K} \|M \odot L * K - M \odot B\|_2^2 + P \quad (3.1.4)$$

从这个式子中看出, 我们去模糊的模型总共包括 5 个部分。第一部分用于估计噪声, 第二和第三部分是 L_0 范数, 用于表述低光照下自然图像的稀疏性。该稀疏性包含两部分, 一部分是图像的重尾梯度先验, 另一部分表示低光照环境下图像强度值的稀疏。第四部分是核的 L_2 范数, 常用来稳定模糊核的估计, 最后一部分用来限制模糊核的解集域, 迫使模糊核和光条纹拥有相同的形状。这第五部分仅仅是我们形状先验的一部分, 为了准确地获得模糊核的形状, 我们同样用一个可以从光条纹中提炼的面具来引导模糊核的估计。该面具被称为形状面具, 作为我们形状先验的另一部分。当核被准确估计后, 我们利用它在整幅图像上去恢复清晰图像。

3.2 M 的预处理

为了解决相机的调制机制难题, 我们采用简单的裁剪函数

$$f(x) = \begin{cases} x & 0 \leq x \leq \tau \\ 0 & x > \tau \end{cases} \quad (3.2.1)$$

在我们的实验中 τ 被设置为相机的最大输出值的 0.97 倍 (假设所有的饱和像素的值均大于该数)。随后, 利用裁剪函数 $f(x)$, M 可以被很好的定义:

$$M(x) = \begin{cases} 1 & f(x) = x \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3.2.2)$$

从 M 中的值可以看出, 矩阵的点乘运算可以很好的舍弃掉那些饱和像素。为了避免这些饱和局域以及他们边界的影响, 我们用一个恰好覆盖住这些区域的矩形框扩充该区域。在我们的实验过程中, 我们发现当采用我们的形状先验后, 那些含有光条纹的饱和区域对于模糊核的估计是有利的。因此基于模糊核的尺寸和面积, 我们把对应在这些区域中的 M 值设为 1。

3.3 s 的预处理

首先, 我们使用 Hu 等人^[14]的方法来自动获取排好序的光条纹的集合。该方法主要观察到了光条纹的高强度和稀疏性的特点。具体来说主要基于下面的事实: (1) 相对于光条纹所在区域的背景来说, 光条纹自身含有很高的强度值。(2) 在这个区域中的高强度值是非常稀疏的。(3) 光条纹应该位于所在区域的中心。(4) 光条纹所在的区域不应该有其他的图像结构。更多的细节, 大家可以参考他们的论文^[14]。

由于我们针对的是图像的均匀去模糊, 因此所有的光条纹集合具有同样的形状。这样我们用该集合中前面 n 个光条纹来获取一个平均的光条纹。这种简单的预处理不仅可以加强光条纹的形状而且可以降低光条纹背景的影响。另一方面, 这样做能够获取更加精确的光条纹形状, 间接地引导模糊核的估计。一旦我们得到了平均光条纹, 章节 (4.3) 中的方法就会被实施去获得形状面具, 随后通过形状面具与平均光条纹的点乘操作, 光条纹中不必要的噪声就可以被淘汰, S 就会被得到。

在实验中, 我们设置 n 的值为 5。如果光条纹的数量小于 5, 这些光条纹将全部用于计算平均光条纹。如果没有光条纹被发现, 我们将 S 的中间部位的元素设为 1, 其余地方的值设为 0。除此之外, 我们将形状面具中的所有元素设置为 1。这样该模型便退化为一般的基于正则化的去模糊模型。

4 优化

当 M 和 S 被求出后, 本文提出的模型可以通过一种交替最小化的方法有效求解。也即求解等式 (3.1.4) 可以通过交替求解

$$\min_L \|M \odot L * K - M \odot B\|_2^2 + \lambda \|\nabla L_m\|_0 + \sigma \|L_m\|_0 \quad (4.1)$$

和

$$\min_K \|M \odot L * K - M \odot B\|_2^2 + \beta \|K\|_2^2 + \gamma \|K - S\|_2^2 \quad (4.2)$$

这两个子问题可以很容易的求解。

4.1 估计清晰图像

由于 M 可以在预处理步中获得, 等式 (4.1) 可以被重新写成

$$\min_L \|L_m * K - B_m\|_2^2 + \lambda \|\nabla L_m\|_0 + \sigma \|L_m\|_0 \quad (4.1.1)$$

其中 $L_m = M \odot L$ 和 $B_m = M \odot B$ 。

对于等式 (4.1.1) 我们借助辅助变量 $g = (g_h, g_v)^T$ 和 u , 便可转化为如下的形式

$$\min_{L_m, g, u} \|L_m * K - B_m\|_2^2 + \mu \|\nabla L_m - g\|_2^2 + \lambda \|g\|_0 + \eta \|L_m - u\|_2^2 + \sigma \|u\|_0 \quad (4.1.2)$$

当 μ 和 η 趋近于无穷大时, (4.1.2) 的解将会近似等价于 (4.1.1) 的解。在辅助变量的帮助下, 通过固定其他变量来交替最小化 L_m, g 和 u , 等式可以被有效的求解。实验中, 我们设置 u 和 g 的初始值为 0。

在每一步迭代中, L_m 可以通过应用最小二乘法获得

$$\min_{L_m} \|L_m * K - B_m\|_2^2 + \mu \|\nabla L_m - g\|_2^2 + \eta \|L_m - u\|_2^2 \quad (4.1.3)$$

再借助快速傅里叶变换 (FFT), L_m 的近似解可表示为

$$L_m = F^{-1} \left[\frac{\overline{F(K)}F(B) + \eta F(u) + \mu \overline{F(\nabla)}F(g)}{\overline{F(K)}F(K) + \eta + \mu \overline{F(\nabla)}F(\nabla)} \right] \quad (4.1.4)$$

$F(\bullet)$ 代表快速傅里叶变换, $F^{-1}(\bullet)$ 代表傅里叶变化的逆变换, $\overline{F(\bullet)}$ 代表复共轭算子, $\nabla = (\nabla_x, \nabla_y)^T$, 其中 ∇_x 和 ∇_y 定义为沿着图像的 x 轴和 y 轴方向的一阶差分算子。

然后, 在 L_m 已知的条件下, u 和 g 可以通过下面的两式获得:

$$\min_g \mu \|\nabla L_m - g\|_2^2 + \lambda \|g\|_0 \quad (4.1.5)$$

$$\min_u \eta \|L_m - u\|_2^2 + \sigma \|u\|_0 \quad (4.1.6)$$

我们采用论文^[19,22]中的方法来求解 g 和 u 。

$$g(x) = \begin{cases} \nabla L_m & |\nabla L_m|^2 \geq \frac{\lambda}{\mu} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.1.7)$$

$$u(x) = \begin{cases} L_m & |L_m|^2 \geq \frac{\sigma}{\eta} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.1.8)$$

求解等式 (4.1.1) 的伪代码被描述在算法 1 中：

算法 1: 交替能量最小化来求解 L_m

输入：模糊图像 B ，模糊核 K ，非饱和像素部分的面具 M

初始化： $L_m = B_m = B \odot M, \mu = 2\lambda$

WHILE $\mu < \mu_{\max}$ DO

 通过式 (4.1.4) 估计中间清晰图像 L_m

$\eta = 2\sigma$

 WHILE $\eta < \eta_{\max}$ DO

 通过式 (4.1.7) 估计 g

 通过式 (4.1.8) 估计 u

 更新 $\eta = 2\eta$

 END WHILE

 更新 $\mu = 2\mu$

END WHILE

输出：中间清晰图像 L_m

4.2 估计模糊核

由于 M 可以在预处理步中获得，等式 (4.2) 可以被重新写成

$$\min_K \|L_m * K - B_m\|_2^2 + \beta \|K\|_2^2 + \gamma \|K - S\|_2^2 \quad (4.2.1)$$

论文^[9,20]告诉我们在估计模糊核的过程中，利用图像的强度值是不准确的，因此我们采用图像的梯度。

这样等式 (4.2.1) 在梯度空间就可以被重写为:

$$\min_K \|\nabla L_m * K - \nabla B_m\|_2^2 + \beta \|K\|_2^2 + \gamma \|K - S\|_2^2 \quad (4.2.2)$$

在 L_m , B_m 和 S 已知的情况下, 式 (4.2.2) 可以通过 *FFTs* 快速求出。尽管增加了核的近似先验, 我们依然可以将其转化为求解下面的线性方程组

$$\left[\overline{F(\nabla L_m)} F(\nabla L_m) + \beta + \gamma \right] F(K) = \overline{F(\nabla L_m)} F(\nabla B_m) + \gamma F(S) \quad (4.2.3)$$

然后利用共轭梯度法可以求得上式的解。

一旦我们获得模糊核 K 之后, 利用光条纹的形状面具, 可将模糊核形状外的元素设置为 0。随后通过让模糊核 K 中所有元素的和为 1 来归一化 K , 从而模糊核将被形状面具所引导。

4.3 估计模糊核的面具

为了保证模糊核是联通的和稀疏的, 我们采用形状面具来更新模糊核。该形状面具可以从光条纹的形状中获取。模糊核的强度值可以作为对清晰图像的一种响应, 因此模糊核中大值聚集的区域对去模糊的过程更有利。在这篇论文中, 我们采用一种相对的策略来选择一个合适的面具区域, 以此来保证模糊核的连通性和稀疏性。我们首先定义一个比值

$$thl = \frac{\|A_i\|_2^2}{\|C\|_2^2} \quad (4.3.1)$$

其中 C 和 A_i 是拥有 r 个元素的向量。 C 中的元素是当前模糊核中值最大的元素所在的 $r \times r$ 小图像块的前 r 个最大元素。 A_i 中的元素是当前模糊核中任意一个 $r \times r$ 的小图像块的前 r 个最大元素。

这个比值可以看作模糊核中好的区域出现的先验。如果这个比值比给定的阈值大, 我们就选择这个 $r \times r$ 区域作为形状的一部分, 否则我们舍弃它。然后, 我们以像素的 8 邻居为标准来判定该形状面具是否是联通的。出现不连通的情况, 可以降低阈值来确保该形状面具的连通性。在实验中, 为了保证模糊核的稀疏性, 我们将阈值的下限定义为 0.5。当我们得到合适的区域后, 我们归一化模糊核, 使得它中所有元素的和为 1。

我们使用前 r 个最大值的原因是它能避免当前模糊核中孤立的大值所造成的影响。另一方面, 它在一定程度上确保了形状面具以像素的 8 邻居形式的连通性。

给定一个模糊核 K , 我们可以得到面具 M_s 通过

$$M_s(x) = \begin{cases} 1 & thl \geq \tau \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.3.2)$$

其中 x 是一个 $r \times r$ 的小图像块, thl 可以通过式 (4.3.1) 计算, τ 是阈值。在实验中, 我们将 r 设置为 3。图 4.1 和 4.2 展示了我们在数据集上估计的模糊核面具及对应的初始模糊核。

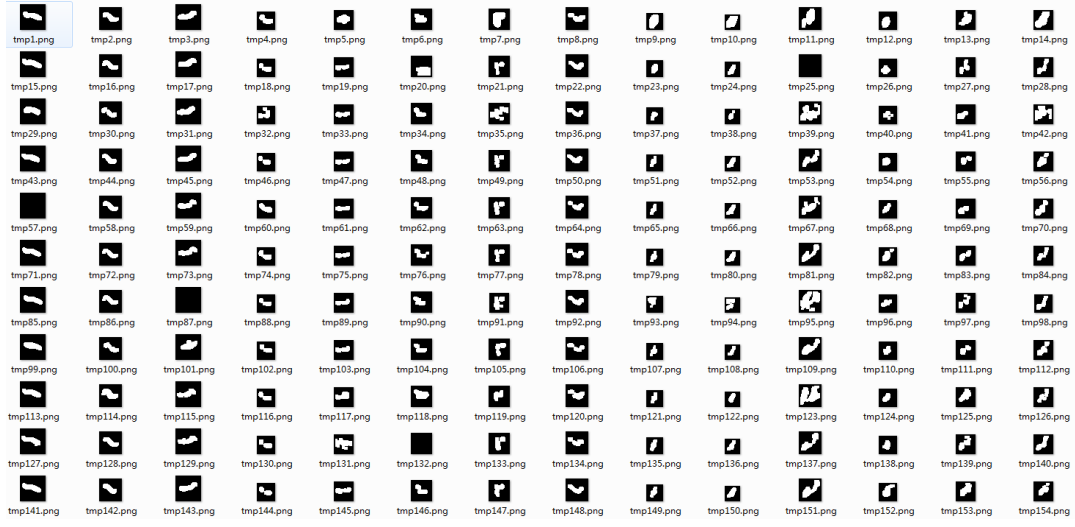


图 4.1 图像集^[14]的模糊核面具

Fig. 4.1 The masks of blur kernel on the image set^[14]



图 4.2 图像集^[14]的初始模糊核

Fig. 4.2 The initial blur kernels on the image set^[14]

算法 2 展示了估计模糊核和恢复清晰图像的重要步骤。

算法 2: 交替能量最小化来求解模糊核和清晰图像

输入: 模糊图像 B , 非饱和区域的面具 M 以及形状先验 S

初始化: $B_m = B \odot M, K = S, \beta = 2, \lambda = \sigma = \gamma = 5 \times 10^{-3}$, 及大多数图像取 $\tau = 0.2$

FOR $iter = 1:5$

 使用算法 1 估计 L_m

 使用共轭梯度法估计 K

 利用 M_s 更新 K

 更新参数 $\lambda = \max\{\frac{\lambda}{1.1}, 10^{-4}\}, \sigma = \max\{\frac{\sigma}{1.1}, 10^{-4}\}, \gamma = \max\{\frac{\gamma}{1.1}, 10^{-4}\}$

END FOR

RETURN K

输出: 使用 K 和 B 反卷积得到清晰图像 L

4.4 移除振铃效应

当模糊核被估计出来后, 一种非盲反卷积的方法被用来去恢复最终的清晰图像。由于低光照下的图像含有太多的饱和像素, 我们需要小心的处理这些像素来避免振铃效应的出现。

最近几年, 在非盲反卷积中处理小范围的饱和像素造成的振铃效应已取得了令人满意的结果。Cho 等人^[2]利用期望最大化的方法来求解包含饱和像素的去模糊模型。Whyte 等人^[13]使用修正的 Richardson-Lucy 方法和一个饱和函数建立去模糊模型。Hu 等人^[14]结合这两种方法的优点推出了一种新的反卷积方法。他们的方法在低光照条件下能够有效的抑制振铃效应。更多的细节, 可以参考^[14]。

为了和其他方法比较。我们最终的反卷积过程采用^[14]来复原我们的清晰图像。在整个去模糊的过程中, 我们并没有采用去模糊中常用的图像金字塔算法。但是, 在形状先验的引导下, 我们依然能够获得一个很好的结果。

5 实验结果

最近几年去模糊算法的成功主要依靠图像中显著性的边，我们提出的方法不同于以往提取边界特征（如空间滤波^[9,10,22]）的方法，特别是在模糊核的估计过程中。我们使用形状面具来更新模糊核，保证了模糊核的连通性和稀疏性。而且，在中间的交替估计过程中，所转化的优化问题都可以很容易的被求解。等式（4.1.7）和（4.1.8）移除小的像素值，同时部分强边被保留。

所有的实验被实施在台式电脑上，主要规格为 Intel Core i7-4790k 和 32G RAM。对一幅 1084×683 的图像，我们的算法运行在 MATLAB R2012b 上大约需用时 106s。实验过程中，大部分主要的参数设置为 $\beta = 2, \lambda = \sigma = \gamma = 5 \times 10^{-3}$ 以及对大多数的图像 $\tau = 0.2$ 。算法 1 中的 β_{\max} 和 μ_{\max} 分别设置为 8 和 10^5 。其他的方法保持他们论文中默认的参数。

5.1 形状先验的有效性

参照人们拍照时的动作，有着许多分支的模糊核并不是准确的。在估计模糊核形状面具的章节中，我们提出了一个相对有效和合理的评价准则，保证了模糊核的稀疏性和连通性。而且利用面具可以裁剪掉模糊核中孤立的噪声点。



图 5.1 图 5.3(a) 和图 5.4(a) 对应的模糊核面具的更新情况

Fig. 5.1 The respective updating process of masks for two different pictures (Figs 5.3(a) and 5.4(a)).

图 5.1 和 5.2 体现了我们形状先验的有效性。我们可以从图 (5.1) 中观察到两个明显的信息。一是面具的形状近似相同于模糊核的，另一个是在模糊核的估计过程中，面具剪枝掉了模糊核中不准确的值（噪声和孤立点）。说明了我们的方法确保了模糊核的形状和光条纹形状的一致性。对应的去模糊的结果被展现在图 5.3 (f) 和图 5.4 (f) 中。图 5.2 (b) 描述了在没有使用形状先验的情况下去模糊结果呈现了严重的失真和振铃。

通过使用形状先验，图 5.2 (c) 体现了这一提升效果。图 5.2(c)中模糊核形状面具的更新过程同样证实了模糊核的形状近似相同于光条纹的形状。

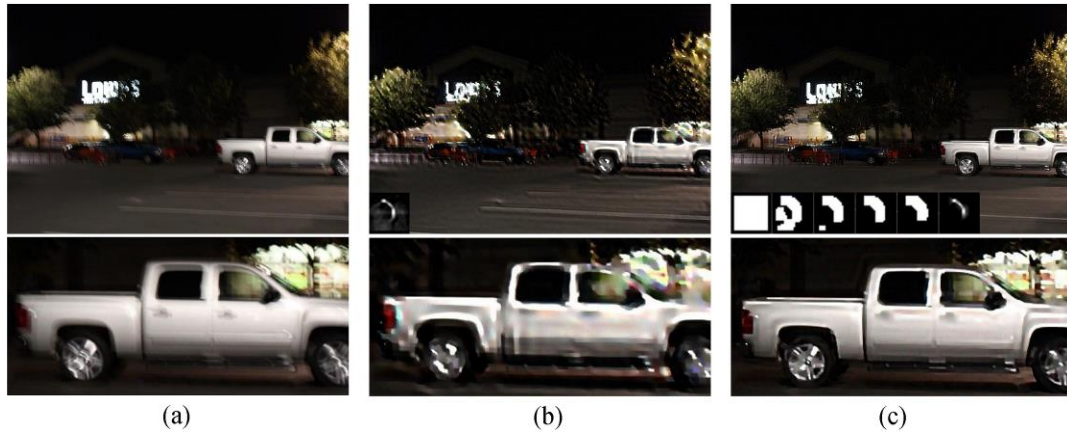


图 5.2 形状先验的有效性: (a) 原始的模糊图像, (b) 没有使用形状先验的结果 (顶部), (c) 使用形状先验的结果 (顶部)。

Fig. 5.2 The effectiveness of the shape prior: (a) the original image (top) (b) the result without the shape prior (top) (c) the result with the shape prior (top).

5.2 真实图像的比较

本文提出的方法和其他的方法^[12,14,17,18]被测试在非合成的模糊图像下, 展现了该方法在真实例子中的有效性。

实验结果展现在图 5.3 和图 5.4 中。图片 5.1 描述了两幅图像在中间过程中面具的形状变化, 证实了模糊核的形状和光条纹的形状近似相同。由于低光照条件下的图像没有包含足够用于模糊核的估计的显著性的边界, 并且高亮区域的存在使得 Krishnan 等人^[12]的方法不能得到令人满意的结果。尽管 Pan 等人^[18]获得了较好的效果, 但是他们对光条纹的处理效果很不理想。Hua 和 Low^[17]和 Hu 等人^[14]也能获得很好的效果, 但掺杂了些许振铃及失真。而且这两种方法, 估计出的模糊核并不是最优的。由于 Hua 和 Low^[17]扔掉了整幅图像的信息, 而 Hu 等人^[14]并没有考虑模糊核的形状信息, 他们的结果总有些不足。

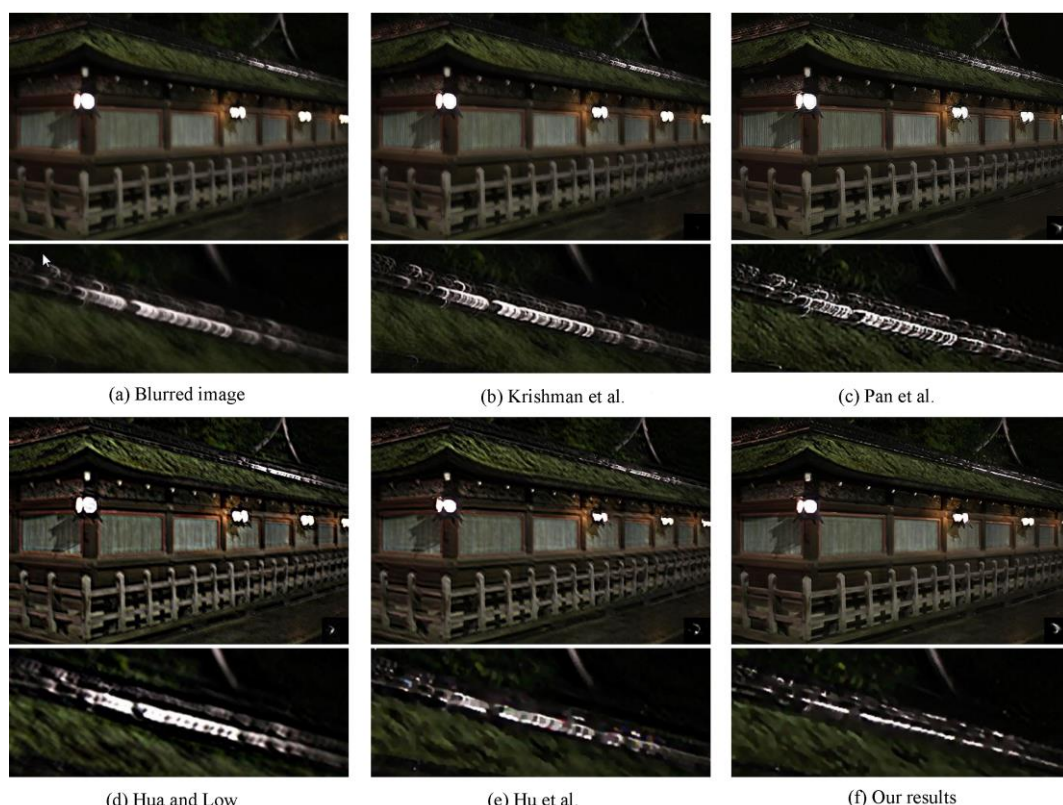


图 5.3 去模糊的不同方法的比较(图像选自文献^[17])。(a)的底部是原始图像的裁剪区域。(b-f)的底部分别是文献^[12, 18, 17, 14]和我们的去模糊结果。从裁剪区域可以看到,与其他方法相比我们的方法可以让光条纹很好地收缩到一点。除此之外,我们的方法也可以很好的抑制由围栏所产生的振铃效应。

Fig. 5.3 Comparison of different methods on a blurred image selected from^[17]. The images in the bottom rows of (a) though (f) are regions cropped from the original image, and the results of^[12, 18, 17, 14] and ours. From the cropped regions, we can see that the light streaks obtained by our method can shrink well to points over the other approaches after deconvolution. In addition, our method can also effectively suppress the ringing artifacts caused by the handrail.

与其他方法相比,我们的实验效果是较好的。从图 5.3 (a) 中裁剪的区域来看,我们的方法估计的模糊核含有很高的精度。可以看到反卷积后光条纹能够很好的收缩到一点,而且也很好地抑制了围栏的振铃效应。图 5.4(a),用红色和蓝色的矩形框围着的区域向我们展示了这些光条纹带有很多的噪声,而且这些光条纹并不明显。但是我们从模糊核中很好地获得了他们的形状。图 5.4(f) 展示了我们的方法在一定程度上获得了去模糊的效果,另外的方法很难获得很好的效果。Hua 和 Low^[17]和 Pan 等人^[18]的方法有着严重的振铃,而 Krishnan 等人^[12]和 Hu 等人^[14]的方法不能得到很好的模糊核。



图 5.4 和其它方法的比较。(b-f) 分别是文献^[12, 18, 17, 14]和我们的结果。图(a)中的放大区域展示了光条纹块带着很多噪声，另一方面虽然光条纹并不明显但是我们的方法依然能够很好的获得光条纹的形状。另外在估计模糊核和恢复清晰图像上我们的方法也有较好的效果。

Fig. 5.4 Comparisons with other methods. The image of (b-f) are the results of^[12, 18, 17, 14] and ours. The zoomed box areas show the light streak blocks with too much interference. Although the light streaks are not obvious, our method can obtain well the shape of light streaks and performs better in the kernel estimation and deblurred images.

5.3 合成图像集的比较

本文提出的方法也被测试在论文^[14]提供的数据集上。该数据集包含 154 幅低光照图像，并且涵盖了多种复杂的场景。实验结果展示了我们提出的方法有较好的视觉质量并且在一定程度上提升了模糊核的准确度。

图 5.5 展示了在论文^[16]中提出的衡量反卷积后图像视觉性的量化标准。该度量采用下面的形式

$$\frac{\|I_{out} - I_{gt}\|^2}{\|I_{k_{gt}} - I_{gt}\|^2} \quad (5.3.1)$$

其中 I_{out} 是用估计出的模糊核反卷积后得到的输出图像， $I_{k_{gt}}$ 是用真值模糊核反卷积后得到的清晰图像， I_{gt} 是真值图像。该度量标准描述的是在一定比值下的图像数所占总图像数的百分比。显然百分比越高越好。

表 1 模糊核相似度的量化比较

Table. 1 Quantitative comparisons using kernel similarity (KS).

方法	Pan 等人	Hu 等人	我们的结果
KS	0.6294	0.7163	0.7603

我们画出了这些方法^[14,18]误差比值的累积直方图。我们同时也测量了平均模糊核^[21]的相似性，它们的结果被放在表格 1 中。图 5.6 展示了我们的方法在合成图像集中的效力。可以看到提出的方法可以很好的处理光条纹并且抑制振铃效应。这些结果展示了本文提出的方法在一定程度上由于其他的方法。

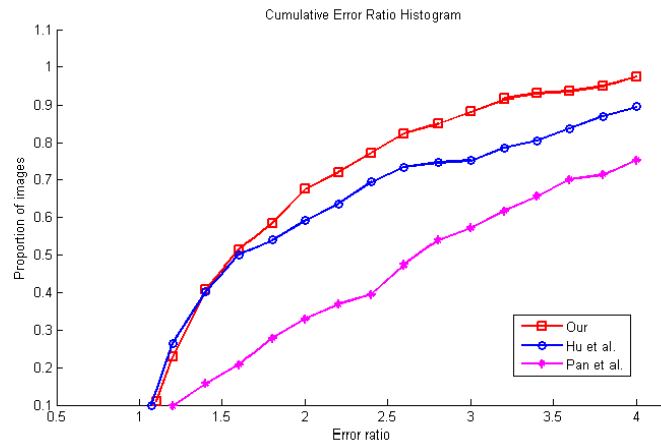


图 5.5 合成数据集上的累积误差比率直方图

Fig. 5.5 Cumulative error ratio histograms on the synthetic dataset.

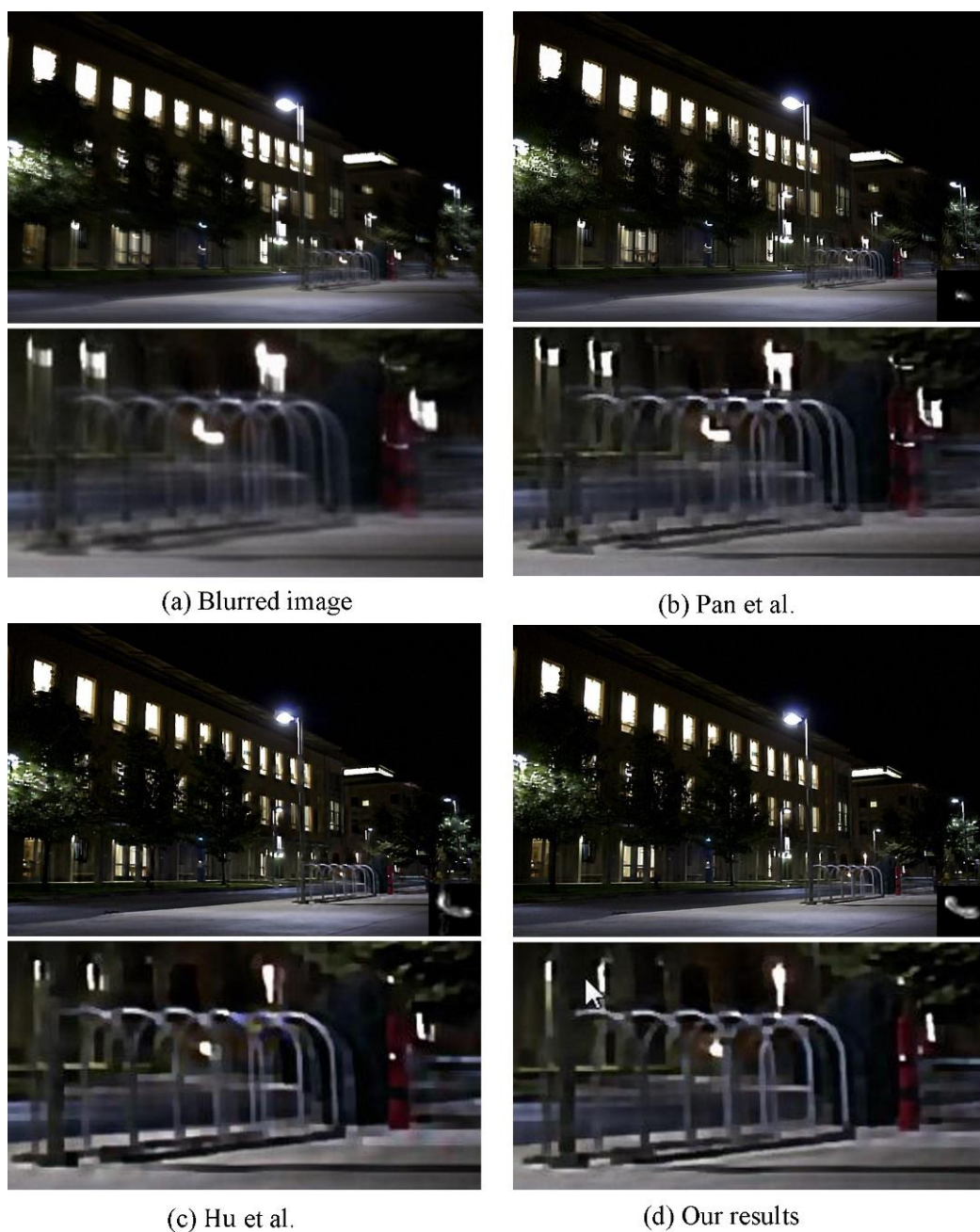


图 5.6 和其他的方法比较。(a-f) 的底部分别是从原始图像, Pan 等人 and Hu 等人以及我们的结果中裁剪出来的。提出的方法可以很好的处理光条纹并抑制振铃效应。

Fig. 5.6 Comparison with other methods on a blurred image. The images in the bottom rows of (a-f) are the regions cropped from the original image, and the results of ^[18,14] and ours. The proposed method can deal with the light streaks and suppress the ringing artifacts.

5.4 提升现有的去模糊算法

本文提出的算法也可以被应用到现有的去模糊算法中来提高他们的表现力。我们用 Pan 等人^[18]的方法来解释这一点。

Pan 等人^[18]发现清晰的文本图像不仅在梯度域稀疏，而且在自身的像素分布上也具有很大的稀疏性，从而提出了一种基于像素和梯度的 L_0 正则化先验，显著性地提升了交替迭代过程中临时图像的表现力，减少了清晰的文本图像的迭代次数，从而显著地提高了文本图像去模糊的效果。我们提出的基于光条纹的图像先验模型，在模型的设计和算法的实现过程中借鉴了 Pan 等人^[18]的方法，不同之处在于由于我们使用了光条纹先验，我们没有采用他们论文中的启发式图像金字塔算法。实验结果证明，我们使用模糊核面具提炼了模糊核的形状，减少了模糊核中的噪声，使得复原的图像结果更加清晰，而且在非文本图像中，视觉效果更加真实自然。



图 5.7 文本图像上的效力提升。(a) 原始图像 (b) Pan 等人的结果 (c) 使用我们形状先验的结果。通过使用形状先验，图像的质量获得了提升。

Fig .5.7 Performance improvement in a text image. (a) Original image (b) The result of Pan et al. (c) The result with our shape prior. The image quality is improved by our shape prior.

我们使用形状先验来重新更新 Pan 等人^[18]使用图像金字塔算法每层中最后一步估计出的模糊核。具体来说就是先提炼出模糊核面具，然后基于面具来丢弃模糊核中的噪声，最后在对模糊核做归一化处理，实验发现这种策略淘汰了 Pan 等人^[18]估计出的模糊核中孤立的噪声点。



图 5.8 非文本图像上效力的提升。(a) 原始图像 (b) Pan 等人的结果 (c) 使用我们形状先验的结果。通过使用形状先验，图像的质量获得了提升。

Fig.5.8 Performance improvement in a non-text image. (a) The original image (b) The result of Pan et al. (c) The result with our shape prior. The image quality is improved by our shape prior.

我们在所有参数设置一样的情况下，通过增加一个用来估计模糊核形状面具阈值的参数来进一步阐述我们形状先验的有效性。图 5.7 展示了他们的方法虽然可以获取一个很好的模糊核，但是通过我们的形状先验，一个更加理想的模糊核被估计出来，从而在图像复原阶段拥有了更好的表现力，复原的结果更加清晰，细节表现的更好。虽然 Pan 等人^[18]的方法主要应用于文本图像去模糊，但是增加了我们的形状先验后，他们的方法在非文本图像中也有了较大的效果。图 5.8 呈现了这种效果上的提升。从图 5.8(c) 中可以看出当我们的形状先验被增加后，图像的振铃效应减弱了，视觉质量提升了不少，更加自然。

5.5 更多的实验结果

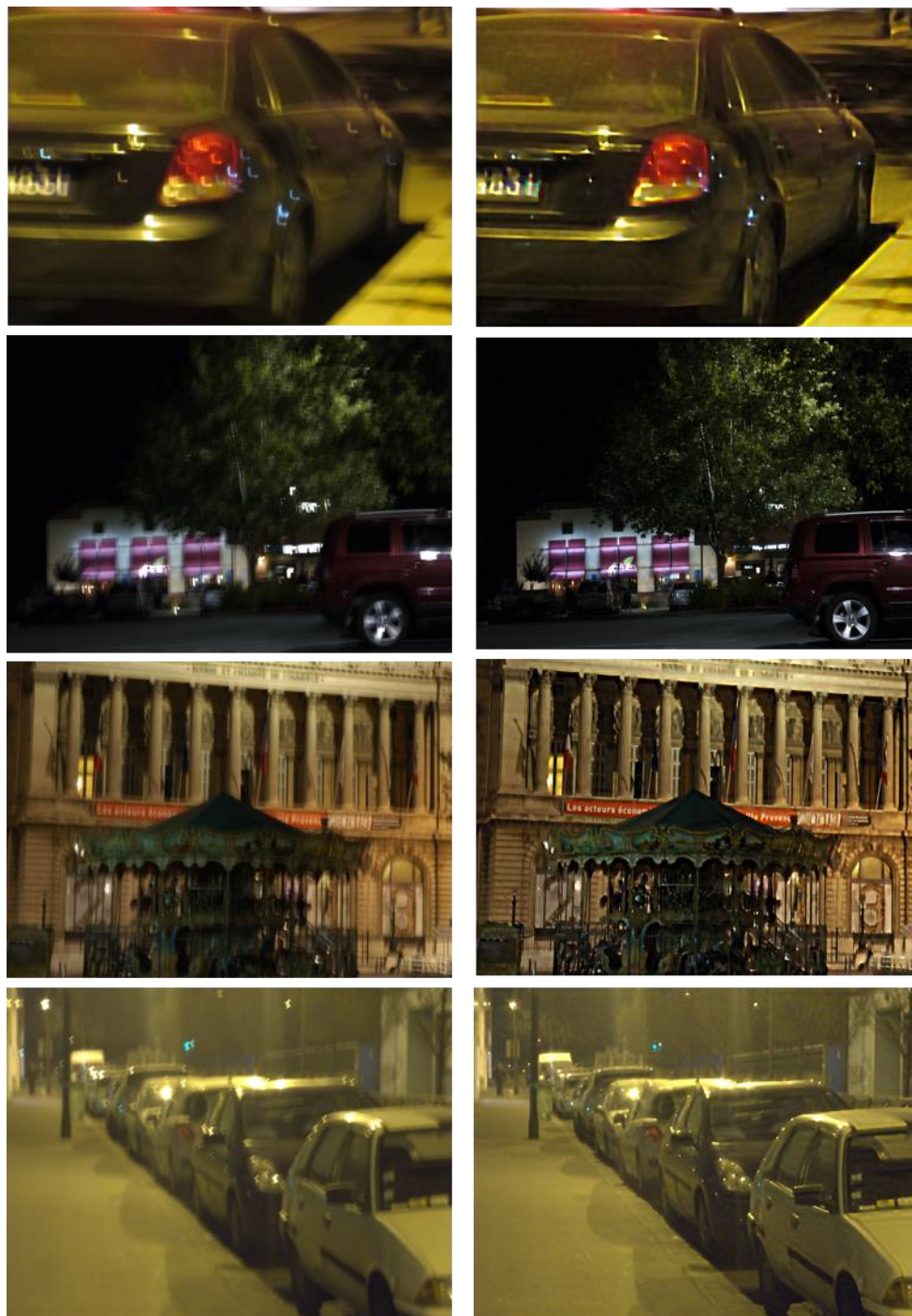


图 5.9 更多的结果

Fig.5.9 More Results.

结 论

图像去模糊的工作被广泛应用于社会的方方面面，因此研究本课题具有很大的现实意义。随着科技的不断发展，人们对美丽的夜景有了更多的需求。从而集中解决夜景去模糊难题更加符合现今人们对生活质量提高的强烈需求。基于夜景模糊图像中特有的光条纹，本文提出了一种用光条纹的形状来约束和引导未知模糊核的方法。为了得到一个更好的模糊核，我们考虑了两个方面的结合：一方面是模型中平均光条纹的先验，另一方面是我们算法中提炼模糊核形状面具来更新模糊核。这两个方面的结合有效的引导了模糊核的估计过程，确保估计出更加准确的模糊核。除此之外，本模型的求解也相对简单容易实施。初始模糊核的合理估计引导了好的求解结果。交替最小化算法保证了每一个子问题都有一个闭解。大量的实验结果展示了本文提出的方法能够成功的复原出视觉上令人满意的清晰图像。由于提出的方法主要依赖光条纹，在光条纹不可利用的情况下将会失效。因此未来我们将聚焦于更好的去模糊方法和找到一种有效学习模糊核形状的策略。我们希望这种策略可以在更新核的过程中能够保持住模糊核的形状，不必通过使用面具来进行强制性约束，这样的过程也更加有效和合理。

参 考 文 献

- [1] Yuan L, Sun J, Quan L, et al. Progressive inter-scale and intra-scale non-blind image deconvolution [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2008, 27(3):15-19.
- [2] Cho S, Wang J, Lee S. Handling outliers in non-blind image deconvolution[C] *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011: 495-502.
- [3] Wiener N. *Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series* [M]. Cambridge, MA: MIT press, 1949.
- [4] Tikhonov A N, Arsenin V I A. *Solutions of ill-posed problems* [M]. Vh Winston, 1977.
- [5] You Y L, Kaveh M. Blind image restoration by anisotropic regularization [J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 1999, 8(3): 396-407.
- [6] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2006, 25(25):787-794.
- [7] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2008, 27(3):15-19.
- [8] Joshi N, Szeliski R, Kriegman D J. PSF estimation using sharp edge prediction[C] *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*. IEEE, 2008: 1-8.
- [9] Cho S, Lee S. Fast Motion Deblurring [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2009, 28(5):89-97.
- [10] Xu L, Jia J. Two-Phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring[C] *European Conference on Computer Vision*. Springer-Verlag, 2010:81-84.
- [11] Goldstein A, Fattal R. Blur-Kernel Estimation from Spectral Irregularities [M] *Computer Vision - ECCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2012:622-635.
- [12] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C] *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*. IEEE, 2011:233-240.
- [13] Whyte O, Sivic J, Zisserman A. Deblurring Shaken and Partially Saturated Images [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 110(2):185-201.
- [14] Hu Z, Cho S, Wang J, et al. Deblurring Low-Light Images with Light Streaks[C] *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2014:3382-3389.
- [15] Harmeling S, Sra S, Hirsch M, et al. Multi-frame blind deconvolution, super-resolution, and saturation correction via incremental EM[C] *IEEE International Conference on Image Processing*. 2010:3313-3316.
- [16] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C] *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2009:1964-1971.

- [17] Hua B S, Low K L. Interactive motion deblurring using light streaks. [C] IEEE International Conference on Image Processing. 2011:1553-1556.
- [18] Pan J, Hu Z, Su Z, et al. Deblurring Text Images via L0-Regularized Intensity and Gradient Prior[C] Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on. IEEE, 2014:2901-2908.
- [19] Xu L, Zheng S, Jia J. Unnatural L0 Sparse Representation for Natural Image Deblurring[C] IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2013:1107-1114.
- [20] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C] Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on. IEEE, 2011: 2657-2664.
- [21] Hu Z, Yang M H. Good Regions to Deblur [M] Computer Vision - ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012:59--72.
- [22] Xu L, Lu C, Xu Y, et al. Image smoothing via L 0 gradient minimization [J]. Acm Transactions on Graphics, 2011, 30(6):61-64.
- [23] Michaeli T, Irani M. Blind deblurring using internal patch recurrence [M] Computer Vision - ECCV 2014. Springer International Publishing, 2014: 783-798.
- [24] Lai W S, Ding J J, Lin Y Y, et al. Blur kernel estimation using normalized color-line priors[C] Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015 IEEE Conference on. IEEE, 2015: 64-72.

攻读硕士学位期间发表学术论文情况

1 Image deblurring based on light streak shape. Xiuping Liu, **Bin Liu**, Meng Liu, Weiming Wang and Zhiling Yu. J. Electron. Imaging 25(2), 023016 (2016).SCI 期刊检索, 本文 doi 检索号: 10.1117/1.JEI.25.2.023016 (本硕士学位论文的第三、四、五章)。

致 谢

时光荏苒，三年的研究生生涯就这样匆匆的离我而去。回顾过去的三年，遇到不同的人，经历的种种事情，着实让我成长了不少，明白了许多事情。我由衷的感谢身边那些一直鼓励我帮助我的人，同时也感恩那些理解我包容我的人。但是，我多么希望时光可以倒流到三年前，让我弥补这三年间的遗憾，去真诚地对待每一个人，认真地做好每一件事，怀着一颗感恩的心，不再让自私的想法充斥头脑，重新走过这段路程。

首先，我要感谢我的导师刘秀平教授。她对我的宽容，使我可以去做自己喜欢做的事情；对我的谆谆教导和不断鼓励，让我发现了自己的缺点可以去及时更正。她不断的让我参与课题，参与教研室活动，步步的培养着我，有指导性的锻炼了我方方面面的能力，改善了自身不少的缺点，让我受益匪浅，备受感动。除此之外，刘老师还不断的鼓励我们参加暑期学习班，参加学术交流会议，了解前沿知识，让我对科研有了浓厚的兴趣，不断地推动着我们对科研的激情。刘老师对待学生和学术的态度，使我感受到能拥有这样导师是我的幸运，是我的荣幸，谢谢您这三年对我的教诲和鼓励。

其次，要感谢教研室的小伙伴们。在我不开心的时候，他们一直在我身边支持我并且鼓励我。在我迷茫的时候，他们不断地给予我指导，告诉我专业知识，不断讲解直到我们理解位置。并且在论文的写作过程中，给我的帮助，使论文可以顺利发表。

最后，感谢我身边的朋友和家人，他们一直在默默地支持着我，鼓励我，包容我众多的缺点，原谅我的莽撞和过失，让我圆满的结束了研究生生活。

大连理工大学学位论文版权使用授权书

本人完全了解学校有关学位论文知识产权的规定，在校攻读学位期间论文工作的知识产权属于大连理工大学，允许论文被查阅和借阅。学校有权保留论文并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，可以将本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和汇编本学位论文。

学位论文题目：_____

作者签名：_____ 日期：_____年____月____日

导师签名：_____ 日期：_____年____月____日