

基于模糊结构图的模糊核估计

方 帅^{1,3}, 刘远东¹, 曹 洋², 刘永进³

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009; 2. 中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230026;
3 光电控制技术重点实验室, 河南洛阳 471009)

摘 要: 图像结构边缘对模糊核估计有重要意义. 近年来许多成功的算法都致力从潜在清晰图像中分离出结构边缘形成中间图像, 然后用其与模糊图像一起估计模糊核. 但是这些算法忽视了从模糊图像中分离出结构边缘对应的部分, 导致核估计过程中目标函数的数据项不平衡. 针对这一问题, 本文利用中间图像和潜在模糊核产生二值模板对模糊图像进行处理, 分离出结构边缘对应的部分, 并用其修正目标函数. 此外本文提出采用 L0 范数同时约束幅值域和梯度域的正则项, 从而缩小核估计的解空间. 多个标准测试数据库上实验结果表面, 本文算法无论在鲁棒性还是准确性方面均具有更好的效果.

关键词: 去模糊; 反卷积; 模糊核; 图像复原

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)05-1226-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.05.028

Blur Kernel Estimation Using Blurry Structure

FANG Shuai^{1,3}, LIU Yuan-dong¹, CAO Yang², LIU Yong-jin³

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

2. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China;

3. Key Laboratory of Optoelectronic Control Technology, Luoyang, Henan 471009, China)

Abstract: It has been proven that structure of image play an important role in kernel estimation. In recent years, many successful algorithms propose to generate intermediate image by extracting structure from latent image, and then use it for blur kernel estimation. However, these methods ignore to extract the correspondence from input blurry image. This will cause unbalanced data item of objective function. In this paper we first exploit a mask determined by convolution of intermediate image with kernel to generate the correspondence, and then take it into data item instead of blurry image to overcome the problem. Moreover, we have found that kernel shows the properties of sparse both in intensity domain and derivatives domain. Accordingly, we apply L0-norm regularization to constrain both intensity domain and derivatives domain of kernel. Compared with the state-of-the-art algorithms, experiments across datasets showed that our algorithm achieved better performance.

Key words: deblurring; deconvolution; blur kernel; image recovery

1 引言

运动模糊的产生是因为曝光时间内物体和相机发生了相对位移. 在弱光条件下, 曝光时间增加, 这样的现象会更加常见和严重. 将模糊图像清晰化已经成为图像处理 and 计算机视觉领域中一个热门课题. 在模糊核是全局一致和高斯噪声的假设下, 运动模糊的过程可以抽象为清晰图像与模糊核进行卷积运算之后再加上高斯噪声

$$y = x * k + n \quad (1)$$

其中, y 是模糊图像, x 是清晰图像, k 是模糊核, n 是高斯噪声.

从单幅图像中移除模糊需要同时估计出清晰图像 x 和模糊核 k . 然而对于一个确定的模糊图像 y , 可能存在无穷多对 (x, k) 满足公式(1), 单幅图像去运动模糊具有病态反问题的特性. 运动模糊通常会表现出低通

滤波器的特性,去运动模糊是一个逆过程需要恢复出图像的高频信息,不可避免的要放大图像中的噪声.在过去的很长时间内人们只能通过将模糊核参数化的方法复原由匀速直线运动产生的模糊图像,而这与实际需求有很大的差距.

近年来单幅运动模糊图像复原的研究取得了重大的进展.许多学者使用最大后验概率(MAP)的方法,通过交替求解清晰图像和模糊核,来获得问题的解,然而 Levin 等人^[1]指出,模糊图像梯度域的概率分布更加符合先验知识,简单的使用最大后验概率,并不会让解收敛到理想值.

为了避免这样的情况发生,许多去运动模糊方法使用图像结构边缘来估计模糊核.其中一类方法通过设计新正则项隐式获取图像结构边缘. Shan 等人^[2]利用 L1 范数约束图像梯度域从而压制细小边缘,获得对模糊估计有用的结构边缘. Krishnan 等人^[3]使用 L1/L2 范数去度量图像梯度域的稀疏程度,设计新的 L1/L2 范数约束图像幅值域来获得只包含结构信息的中间图像. Xu 等人^[4]通过 L0 范数,迭代减少图像梯度域中非零点的数目,来逐渐移除掉图像上的纹理信息.另一类方法通过启发性滤波器来显式的重建潜在清晰图像中的结构边缘. Joshi 等人^[5]直接从模糊图像中重建结构边缘图,然后用之来估计模糊核,这种方法对于小模糊核是可行的.对于大模糊核,从模糊图像中直接获得准确的边缘十分困难. Cho 和 Lee^[6]在多尺度框架下交替求解中间图像和模糊核,并设计双边滤波器和冲击滤波器的组合提取结构边缘,在梯度域上估计模糊核.在此基础上, Xu 和 Jia^[7]指出不是所有的边缘都有利于模糊核的估计,同时提出了一种选择边缘的方法,并且设计第二阶段算法修正模糊核. Sun 等人^[8]指出基于启发式规则的滤波结果是不稳定的,提出了一种通过训练本来获得图像块先验的方法,并用来修正结构边缘,最后利用 Cho 和 Lee^[6]的算法框架来估计模糊核.以上两类算法有一个共同点,在迭代过程中会产生一系列只包含结构边缘的中间图像,而这些中间图像的质量是算法能否成功的关键.

但是这些算法忽视了一个问题,他们将结构边缘从潜在清晰图像中分离出来形成中间图像,却没有从模糊图像中分离出与之对应的部分.由于中间图像仅包含结构边缘,它与模糊核卷积产生的中间模糊图像事实上只对应了原始模糊图像的一部分,我们称这部分为模糊结构图.而上述算法在估计模糊核的过程中,忽略了模糊结构图的作用,从而导致了不平衡的数据项.针对这一问题,本文利用中间图像和潜在模糊核,设计了基于模板的模糊结构图估计算法,从原始模糊图像中分离出模糊结构图,然后用其替代原始模糊图像,

修正数据项.此外,针对上述算法在核估计过程中会产生噪声的问题,本文利用模糊核的稀疏特性,设计了 L0 范数同时约束模糊核的幅值域和梯度域的正则项.与前人算法中所采用的正则项相比,本文提出的正则项在核估计的过程中可以有效抑制噪声的产生.

在多种标准测试图像库上实验表明本文的算法可以估计出准确的模糊核,由此复原出高质量的清晰图像,与其他算法相比,无论在视觉质量还是客观评价指标上都获得了提升.

2 基于模糊结构的模糊核估计

2.1 算法框架

与文献[3,4,6,7,8]等算法类似,本文的算法也采用多尺度框架,在每个尺度 i 上交错的估计清晰图像 x 和模糊核 k . 本文的算法框架如图 1 所示. 对于某一个尺度 i ,我们将上个尺度模糊核的最终解 k_{i-1} 上采样,来初始化这个尺度的模糊核 k_i . 与前面所有算法不同的是,在估计模糊核的步骤中我们使用模糊结构图代替原始模糊图像,消除了目标函数中数据项的不平衡,提升了核估计精度.

在求解 x 的步骤中,利用估计出的 k ,通过 Xu 等人^[4]提出的公式(2)获得 x ,

$$\min_x \|x * k - y\|_2^2 + \alpha \|C(\nabla x)\|_0 \quad (2)$$

其中 $C(\nabla x) = |f_h * x| + |f_v * x|$, f_h 和 f_v 分别是水平和垂直方向的梯度滤波器, $\|\cdot\|_0$ 表示非零点的数目.

在求解 k 的步骤中,利用估计出的 x ,通过求解公式(3)获得 k ,

$$\min_k \|\nabla x * k - M \odot \nabla y\|_2^2 + \lambda (\sigma \|k\|_0 + \|C(\nabla k)\|_0) \quad (3)$$

其中 $\nabla x = (f_h * x, f_v * x)^T$, $\nabla y = (f_h * y, f_v * y)^T$, \odot 是逐像素运算符, λ 是控制平滑程度的参数, σ 是控制两个正则项之间权重的参数, M 是二值模板,下文详细讨论. 重复上述过程直至 k 收敛.

当最后一个尺度求出收敛的模糊核后,我们选择 Zoran 和 Weiss^[9]的算法来重建清晰图像.

算法 1 算法框架

```

01 输入:模糊图像  $y$ .
02 初始化参数.
03 建立图像金字塔 1 到  $n$ .
04 for  $i = 1 : n$ 
05     上采样模糊核.
06     for  $j = 1 : m$ 
07         通过公式(2)估计中间图像.
08         利用公式(6)生成二值模板,并利用其生成模糊结构图. (2.2 节)

```

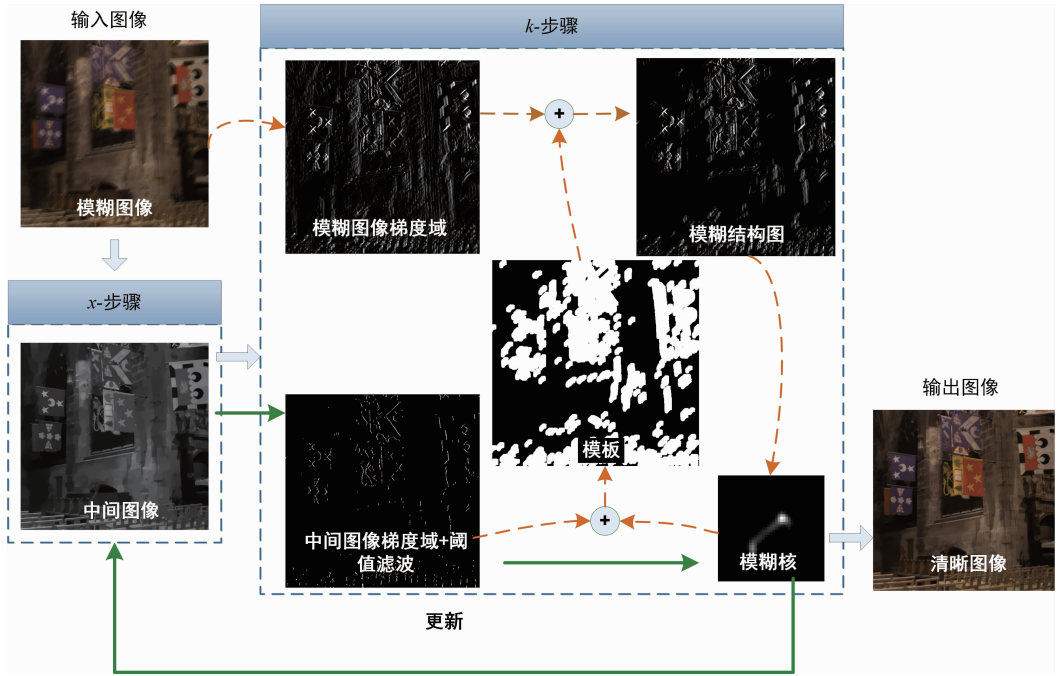


图1 算法框架

09 通过公式(3)估计模糊核(2.3节).
 10 更新参数.
 11 end
 12 end
 13 得到模糊核后利用Zoran和Weiss^[9]的算法重建清晰图像.
 14 输出:清晰图像 x .

2.2 分离模糊结构图

许多研究表明仅包含结构边缘的中间图像对模糊核估计有重要意义.但是简单的使用其与模糊图像一起估计模糊核会导致目标函数不平衡.因此,在获得中间图像的基础上,我们从模糊图像中分离出与其对应的模糊结构图,然后用模糊结构图替换原始模糊图像消除掉不平衡.

具体的说,图像的梯度域由两部分贡献得到:结构边缘和纹理边缘.在梯度域上,公式(1)可以改写成

$$\sum_{f_\omega \in \{f_s, f_t\}} (f_\omega * y_s + f_\omega * y_t) \tag{4}$$

$$= \sum_{f_\omega \in \{f_s, f_t\}} (f_\omega * x_s * k + f_\omega * x_t * k)$$

其中右下标中的 s 和 t 分别表示结构边缘(structure)和纹理(texture),噪声暂时忽略.因为结构边缘在模糊核估计中有重要的作用,我们从公式(4)中移除纹理部分,得到公式(5)

$$\sum_{f_\omega \in \{f_s, f_t\}} f_\omega * y_s = \sum_{f_\omega \in \{f_s, f_t\}} f_\omega * x_s * k \tag{5}$$

从公式(2)中,我们可以获得中间图像 x .因为正则项 $\|C(\nabla x)\|_0$ 的作用, x 只保留了结构边缘,十分接近 x_s . y_s 不能直接获得,但是 $f_\omega * y_s$ 却可以通过 $M \odot (f_\omega * y)$

近似的获得, M 是我们设计的二值模板,由 ∇x 与 k 卷积生成,表明模糊的结构边缘的区域.数学上表示为,

$$M = (\nabla x * k) \& (\nabla x * k) \tag{6}$$

这个简单的模板在梯度域中沟通了模糊结构图和模糊图像,使我们可以从 $f_\omega * y$ 中估计出 $f_\omega * y_s$,进而用其修正目标函数中的数据项.

本文重新设计的数据项为 $\|\nabla x * k - M \odot \nabla y\|_2^2$,与以前的数据项相比,本文的数据项注意到了 $\nabla x * k$ 和 ∇y 之间数据不一致的问题,使用 $M \odot \nabla y$ 代替了 ∇y ,消除了数据项设计上的缺陷,可以更加准确的估计模糊核.如图2所示,利用修正后的数据项可以有效的提升模糊核估计的精度,进而重建出高质量的清晰图像.

2.3 先验知识和模糊核估计

Köhler 等人在^[10]中分析了成像过程中模糊核同相机运动轨迹的关系.我们研究了 Köhler 等人^[10]的实验结果,通过统计分析,发现模糊核在幅值域和梯度域都呈现稀疏特性,同时表现出连通特性.

因此我们设计了三种约束用来估计模糊核:(1)用 L_0 范数约束模糊核 k 的幅值域, $P(k) = \|k\|_0$. (2)用 L_0 范数约束模糊核 k 的梯度域, $G(k) = \|C(\nabla k)\|_0$. (3)利用图像形态学对估计出的模糊核 k 的连通区域进行判断,剔除掉孤立的点集.我们最终得到的正则项为:

$$Reg(k) = \sigma \|k\|_0 + \|C(\nabla k)\|_0 \tag{7}$$

前人的工作中大多选择使用高斯先验来约束模糊核,通过求解公式(8)

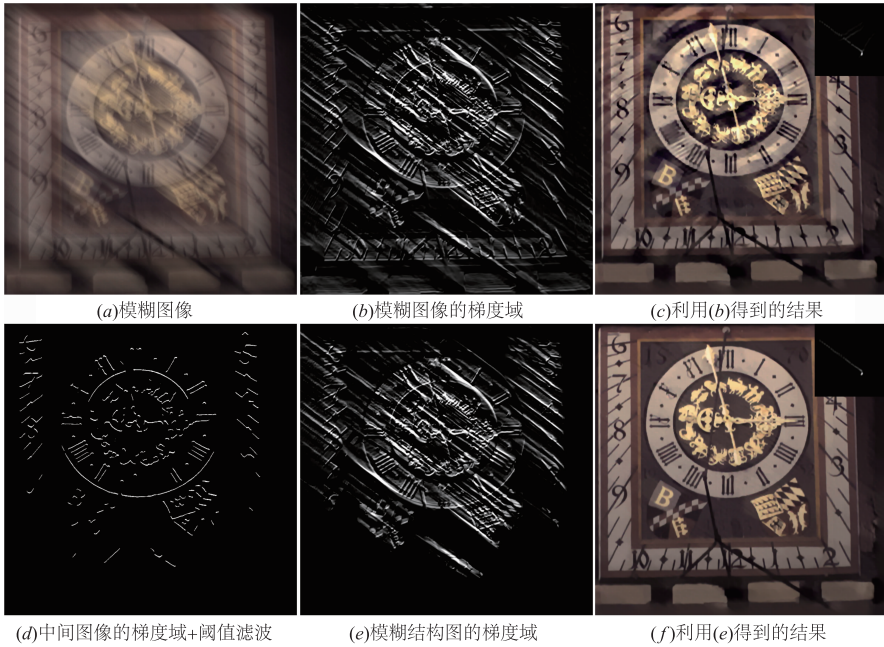


图2 本文数据项与传统数据项所得结果比较

$$\min_k \|\nabla y - \nabla x * k\|_2^2 + \lambda \|k\|_2^2 \quad (8)$$

获得 k . 通过这种方式得到的 k 会包含大量的噪声^[7]. 本文通过求解公式(9)来获得模糊核 k ,

$$\min_k \|\nabla x * k - M \odot \nabla y\|_2^2 + \lambda (\sigma \|k\|_0 + \|C(\nabla k)\|_0) \quad (9)$$

本文的目标函数可以有效的抑制求解 k 时产生的噪声, 获得更精确的模糊核.

我们选择引入半二次分割算法^[11-13] 求解公式(9). 这种算法由 Wang 等人^[11] 首先提出, 并对收敛性进行了证明. Xu 等人^[12]、Pan 等人^[13] 发展了这种算法, 针对 L0 范数给出了收敛性和极值点的说明. 同前人的做法一样, 我们引入辅助变量 u 与 k 对应, $g = (g_h, g_v)^T$ 与 $\nabla k = (f_h * k, f_v * k)^T$ 对应. 然后将公式(9)改写成

$$\min_{k,u,g} \|\nabla x * k - M \odot \nabla y\|_2^2 + \beta \|k - u\|_2^2 + \mu \|\nabla k - g\|_2^2 + \lambda (\sigma \|u\|_0 + \|C(g)\|_0) \quad (10)$$

子问题 2: 计算 u 和 g

计算 u 和 g 时, k 的值固定, 公式(10)解为,

$$\min_u \beta \|k - u\|_2^2 + \lambda \sigma \|u\|_0 \quad (13)$$

$$\min_g \mu \|\nabla k - g\|_2^2 + \lambda \|C(g)\|_0 \quad (14)$$

Xu 等人^[12] 对这个问题有过详细的讨论, 这里我们采用 Xu 等人^[12] 的解法, 当 u 和 g 分别满足公式(15)、(16)时获得最优解,

其中 β, μ 是自适应参数, 分别用来控制辅助变量 u 与 k 之间的相似程度和辅助变量 g 与 ∇k 之间的相似程度, 求解过程中由 2 增加到 128.

公式(10)可以通过交替求解辅助变量 u, g 和模糊核 k 来获得收敛值. 这样公式就分解成两个子问题, 在求解每一个子问题时, 另一个子问题中的变量是固定的, 其初始化的值来源于前次迭代所得到的值. 我们从公式(2)中获得 x 的值.

子问题 1: 求解 k

计算 k 时, u 和 g 的值固定, 公式(10)解为,

$$\min_k \|\nabla x * k - M \odot \nabla y\|_2^2 + \beta \|k - u\|_2^2 + \mu \|\nabla k - g\|_2^2 \quad (11)$$

此时 k 有解析解,

$$k = F^{-1} \left(\frac{\sum_{\omega \in \{h,v\}} (\overline{F(f_\omega * x)} F(M \odot (f_\omega * y)) + \mu \overline{F(f_\omega)} F(g_\omega)) + \beta F(u)}{\sum_{\omega \in \{h,v\}} (\overline{F(f_\omega * x)} F(f_\omega * x) + \mu \overline{F(f_\omega)} F(f_\omega)) + \beta} \right) \quad (12)$$

$$u = \begin{cases} k, & |k|^2 \geq \frac{\lambda \sigma}{\beta} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$(g_h, g_v) = \begin{cases} (f_h * k, f_v * k), & (f_h * k)^2 + (f_v * k)^2 \geq \frac{\lambda}{\mu} \\ (0, 0), & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

至此 k 步骤所提出的目标函数获得所有的解. 在实现中经过 7 次循环获得收敛解.

x 步骤和 k 步骤交替求解的过程中,输入的中间图像 x 往往有很多的计算错误.即使利用了模糊核的先验知识来估计模糊核,得到的结果也不可避免的有噪点在内.这样的点通过阈值滤波是不能完全去除的.通过上文我们知道模糊核在幅值域是一个连通区域.所以我们选择利用图像形态学来对模糊核的连通区域进行检验,剔除孤立的噪点.

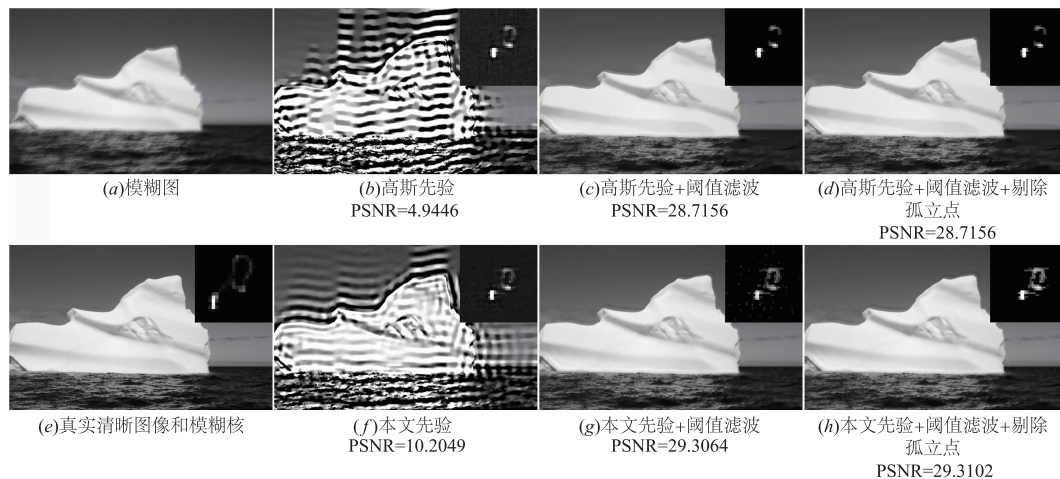


图3 不同先验估计出的模糊核和清晰图像

2.4 清晰图像重建

因为中间图像经历过平滑步骤,只保留了结构边缘,缺少纹理信息,所以不能作为最终的清晰图像.需要选择一种非盲去卷积的算法配合最终估计出的模糊核来重建清晰图像.本文选择 Zoran 和 Weiss^[9]的算法来进行最后的重建工作,Zoran 和 Weiss^[9]的算法通过学习图像局部窗口的先验知识,形成约束,进而利用其来重建图像.

3 实验与分析

我们在多个标准测试数据集上测试了我们的算法,并且同当前主流的去运动模糊算法进行了比较.我们在一台 Intel Core i7 CPU 和 16GB RAM 的机器上利用 Matlab 实现了我们的算法.公式(2)中 α 的值在算法运行过程中由 0.001 变化到 0.0001,公式(9)中的 λ 和 σ 取值分别为 0.0001 和 1.参数 α 如此变化是基于如下一个观察:程序开始的几轮循环中由于模糊核的值与最终收敛值差别大,用其估计出的中间图像会包含大量的错误和振铃现象,这时需要用较大的 α 去平滑图像来削弱错误和振铃.随着程序的进行,模糊核逐渐接近收敛值,此时需要用较小的 α 使中间图像展示更多的结构信息,帮助精确的估计模糊核.我们针对 Köhler 等人^[10]的测试集做了统计实验,发现 λ 和 σ 取值分别为 0.0001 和 1 时复原结果的平均 PSNR 最高,由此确定了 λ 和 σ 的取值.

图3展示了不同的估计模糊核方法的差别.利用高斯先验估计模糊核会引入大量噪声,有些噪声的幅值会超过模糊核本身,使用阈值滤波去除掉噪声时不可避免的对模糊核造成了损害,本文先验可以有效解决这个问题.同时本文算法使用图像形态学剔除孤立噪点,获得更加精确的模糊核.

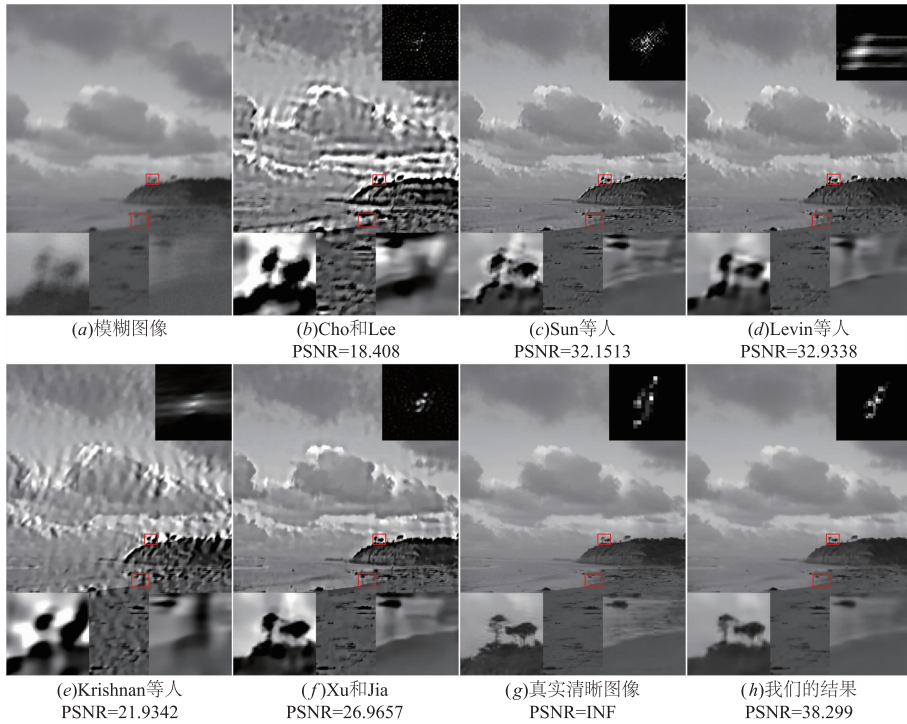
3.1 在 Sun 等人^[8]的测试集上测试

我们首先在 Sun 等人^[8]提出的测试集上测试了我们的算法.Sun 等人^[8]的测试集是一个合成图像的测试集,他们用 80 张日常生活中常见场景的清晰图像配合上 8 个模糊核合成了一个拥有 640 张模糊图像的测试集.Sun 等人^[8]在模糊图像上添加了方差为 0.01 的高斯噪声,这对算法提出了更高的要求.

除了主观上对比图像的细节外,我们还采用了图像客观评价指标,分别是 PSNR 和 Error Ratio,关于 Error Ratio 的更多细节请参考^[1].需要指出的是,在这个测试集上所有的算法的非盲去卷积步骤都采用了 Zoran 和 Weiss^[9]的算法,这样可以更加公平的比较算法间的差异.

我们用于比较的其他算法的结果都来自于 Sun 等人^[8]的网站.图4呈现了本文的算法与其他不同算法的视觉上的比较.表1呈现了图像客观评价指标 PSNR 和 Error Ratio 的结果,本文的算法在两个指标上均位列第一.

图像4展现了我们的算法与其他算法在视觉细节上的比较.可以看出 Cho 和 Lee^[6]和 Krishnan 等人^[3]的算法并不能得到很好的结果,同时带来严重的振铃现象.Sun 等人^[8]和 Levin 等人^[14]的算法在整体上可以得到较好的结果,但是在细节方面仍然表现不佳.图像4中可以明显的看出在远景的树木和中景的海岸线的复原上,仍然出现复原失真,大量丢失细节,无法完全去除模糊等现象.而我们的算法在细节纹理复原上的表现更好,同时不引入振铃,呈现出干净的复原图像.

图4 Sun等人^[8]的测试集实验结果的视觉比较

需要指出的是这幅图像中的场景并不是在城市中捕捉的场景,并没有很多结构边缘,取而代之的是大量平坦区域.所以模糊图像上冗余信息对核估计产生的损害愈加的明显.而本文算法解决了这个问题,进而使复原结果得到了显著的提升.

表 1 Sun 等人^[8]的测试集图像客观评价指标比较

	PSNR	Error ratio
模糊图像	24.7822	5.8598
真实的 k	32.4610	1.0000
Cho 和 Lee ^[6]	26.2353	4.1934
Cho 等人 ^[15]	20.1700	18.1437
Krishnan 等人 ^[3]	23.2158	8.3673
Levin 等人 ^[14]	24.9410	5.6493
Xu 和 Jia ^[7]	28.3135	2.5987
Sun 等人 ^[8]	29.5585	1.9510
Lai 等人 ^[16]	29.6142	2.0738
本文的结果	30.4122	1.7433

图标一呈现了图像客观评价指标的情况.从中可以看出无论 PSNR 还是 Error Ratio 我们算法的结果都

好于其他算法,这证明了我们的算法在综合场景的去模糊上取得了很好的效果.

3.2 在 Köhler 等人^[10]的测试集上测试

我们也在 Köhler 等人^[10]提出的测试集上测试了我们的算法. Köhler 等人^[10]的测试集是一个真实模糊图像的测试集,分别提供了模糊图像和相对应的清晰图像用来评价算法.这个测试集由 4 个场景分别对应 12 个模糊核,总共 48 张图像组成.这其中有几个尺寸非常大的模糊核,同时由于是真实采集的模糊图像,不可避免的引入了噪声的干扰,这些都对算法产生了巨大的挑战.

我们通过 Köhler 等人^[10]的网站,获得其他算法的结果.图 5 呈现了测试集中一个图像的去模糊的结果和其他算法的结果.表 2 呈现了图像客观评价指标 PSNR,本文的算法目前排在第一.

图像 5 展现了我们的算法与其他算法在视觉细节上的比较.可以看出 Shan 等人^[2]和 Krishnan 等人^[3]的算法已经不能去除模糊,同时引入了严重的振铃现象. Cho 和 Lee^[6], Xu 和 Jia^[7]和 Hirsch 等人^[18]的算法可以得到去除模糊的结果,但是在细节方面仍然表现不佳,同时也引入了振铃现象.本文的算法在细节纹理复原上的表现更好,对比度更高,同时不引入振铃,呈现出干净的复原图像.

图5 Köhler等人^[10]的测试集实验结果的视觉比较表2 Köhler等人^[10]的测试集的客观评价指标比较

	图像1	图像2	图像3	图像4	全部图像
	PSNR	PSNR	PSNR	PSNR	PSNR
Whyte 等人 ^[17]	27.5475	22.8696	28.6112	24.7065	25.9337
Hirsch 等人 ^[18]	26.7232	22.5867	26.4155	23.5364	24.8155
Shan 等人 ^[2]	26.4253	20.5950	25.8819	22.3954	23.8244
Fergus 等人 ^[19]	22.7770	14.9354	22.9687	14.9084	18.8974
Krishnan 等人 ^[3]	26.8654	21.7551	26.6443	22.8701	24.5337
Cho 和 Lee ^[6]	28.9093	24.2727	29.1973	26.6064	27.2464
Xu 和 Jia ^[7]	29.4054	25.4793	29.3040	26.7601	27.7372
Yue 等人 ^[20]	30.1340	25.4749	30.1777	26.7661	28.1158
本文的结果	31.1262	25.0475	30.9584	27.1795	28.5779

表2展示了不同的算法在单独4个场景上和在全部分48个图像上平均PSNR的结果,可以看到本文的算法在三个场景的平均上位列第一,在一个场景的平均上位列第三,在全部图像的平均上位列第一。

4 总结

近些年的研究已经证实图像的结构边缘对模糊核估计有重要意义,许多学者都致力于寻找方法去获得仅包含结构边缘的中间图像,然后利用中间图像与模糊图像一起估计模糊核。但是这些算法忽视了一个问题,他们将结构边缘从潜在清晰图像中分离出来形成中间图像,却没有从模糊图像中分离出与之对应的部分,从而导致数据项的不平衡。针对这一问题,本文利用中间图像和模糊核,从模糊图像中估计出模糊结构图,用其替换原始模糊图像,修正目标函数的数据项。另外,通过对模糊核的观察统计,发现模糊核在幅值域

和梯度域都呈现出稀疏特性,同时针对利用高斯先验估计模糊核的过程中会产生大量的噪声,本文设计了利用L0范数同时约束幅值域和梯度域的正则项。本文的正则项可以缩小模糊核的解空间,同时有效的抑制求解过程中产生的噪声。利用本文重新设计的目标函数估计模糊核,可以获得更加准确的模糊核,进而重建出高质量的清晰图像。

参考文献

- [1] A Levin, Y Weiss, F Durand, W T Freeman. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Miami: IEEE Computer Society Press, 2009. 1964 - 1971.
- [2] Q Shan, J Jia, A Agarwala. High-quality motion deblurring from a single image [J]. ACM Transactions, 2008, Graphics - 27(3): 73 - 80.
- [3] D Krishnan, T Tay, R Fergus. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Providence: IEEE Computer Society Press, 2011. 233 - 240.
- [4] L Xu, S Zheng, J Jia. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland: IEEE Computer Society Press, 2013. 1107 - 1114.
- [5] N Joshi, R Szeliski, D J Kriegman. PSF estimation using sharp edge prediction [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Anchorage: IEEE Computer Society Press, 2008. 1 - 8.

- [6] S Cho, S Lee. Fast motion deblurring [J]. *ACM Transactions*, 2009, *Graphics* – 28(5): 1 – 8.
- [7] L Xu, J Jia. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring [A]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision* [C]. Crete; Springer, 2010. 157 – 170.
- [8] L Sun, S Cho, J Wang, J Hays. Edge-based blur kernel estimation using patch priors [A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Photography* [C]. Cambridge; IEEE Computer Society Press, 2013. 1 – 8.
- [9] D Zoran, Y Weiss. From learning models of natural image patches to whole image restoration [A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. Barcelona; IEEE Computer Society Press, 2011. 479 – 486.
- [10] R Köhler, M Hirsch, S Harmeling, B Mohler, B Schölkopf. Recording and playback of camera shake; benchmarking blind deconvolution with a real-world database [A]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision* [C]. Firenze; Springer, 2012. 157 – 170.
- [11] Y Wang, J Yang, W Yin, Y Zhang. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. *SIAM J*, 2008, *Imaging Sciences* – 1(3): 248 – 272.
- [12] L Xu, C Lu, Y Xu, J Jia. Image smoothing via L0 gradient minimization [J]. *ACM Transactions*, 2011, *Graphics* – 30(6): 174 – 179.
- [13] J Pan, Z Hu, Z Su, M Yang. Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior [A]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Columbus; IEEE Computer Society Press, 2014. 2901 – 2908.
- [14] A Levin, Y Weiss, F Durand, W T Freeman. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [A]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Providence; IEEE Computer Society Press, 2011. 2657 – 2664.
- [15] T S Cho, S Paris, B K P Horn, W T Freeman. Blur kernel estimation using the radon transform [A]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Providence; IEEE Computer Society Press, 2011. 241 – 248.
- [16] W Lai, J Ding, Y Lin, Y Chuang. Blur kernel estimation using normalized color-line priors [A]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Boston; IEEE Computer Society Press, 2015. 64 – 72.
- [17] O Whyte, J Sivic, A Zisserman. Deblurring shaken and partially saturated images [A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops* [C]. Barcelona; IEEE Computer Society Press, 2011. 745 – 752.
- [18] M Hirsch, C J Schuler, S Harmeling, B Schölkopf. Fast removal of non-uniform camera shake [A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. Barcelona; IEEE Computer Society Press, 2011. 463 – 470.
- [19] R Fergus, B Singh, A Hertzmann, S T Roweis, W T Freeman. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Transactions*, 2006, *Graphics* – 25(3): 787 – 794.
- [20] T Yue, S Cho, J Wang, Q Dai. Hybrid image deblurring by fusing edge and power spectrum information [A]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision* [C]. Zurich; Springer, 2014. 1 – 8.

作者简介



方 帅 女, 1978 年 1 月出生于安徽寿县. 博士, 教授, 合肥工业大学硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像复原等.

E-mail: fangshuai@hfut.edu.cn