

控制与决策

Control and Decision

一种基于改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法

余孝源, 谢巍, 陈定权, 周延

引用本文:

余孝源, 谢巍, 陈定权, 等. 一种基于改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(7): 1667–1673.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1687>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于可变形状参数Gamma混合模型的区域化模糊聚类SAR图像分割](#)

SAR image segmentation algorithm of regionalized fuzzy clustering based on the Gamma mixture model with variable shape parameter
控制与决策. 2020, 35(7): 1639–1644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0975>

[基于改进暗通道先验的交通图像去雾新方法](#)

Improved dehazing method for traffic images based on dark channel prior
控制与决策. 2018, 33(3): 486–490 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0301>

[一种改进的运动模糊图像参数准确估计方法](#)

Improved approach to motion blur parameters identification
控制与决策. 2018, 33(12): 2177–2183 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0980>

[采用卡方检验的模糊自适应无迹卡尔曼滤波组合导航算法](#)

Fuzzy adaptive unscented Kalman filter integrated navigation algorithm using Chi-square test
控制与决策. 2018, 33(1): 81–87 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1444>

[高分辨TerraSAR-X图像舰船目标几何参数提取方法](#)

Geometric parameters extraction method of ship target in high resolution TerraSAR-X image
控制与决策. 2015(6): 1135–1138 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0398>

一种基于改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法

余孝源¹, 谢 巍^{1,2†}, 陈定权¹, 周 延¹

(1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510640; 2. 华南理工大学
广东省高分子先进制造技术及装备重点实验室, 广州 510640)

摘 要: 传统的暗通道先验已成功地运用于单一图像去模糊问题,但是,当模糊图像具有显著噪声时,暗通道先验无法对模糊核估计起到作用. 因此,得益于分数阶计算能够有效地抑制信号的噪声并对信号的低频部分进行增强,将分数阶计算理论与模糊图像的暗通道先验相结合,提出一种基于改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法. 首先,结合最大后验估计算法与分数阶暗通道先验,构建出运动模糊图像的核估计模型;其次,利用半二次方分裂法解决模型的非凸问题;最后,根据粗糙-精细的策略,利用多尺度迭代框架估计出准确图像的模糊核,进而利用非盲去模糊的方法求解清晰图像. 实验结果表明:在有无显著噪声的模糊图像中,所提出的算法虽然所需计算时间较长,但是能够获得较为准确的模糊核,并且能够减少图像噪声以及振铃伪影,提高清晰图像估计的质量;此外,对于不同类型的模糊图像,所提出的算法也同样适用.

关键词: 运动模糊; 单一图像去模糊; 分数阶; 暗通道先验; 多尺度迭代框架; 模糊核估计

中图分类号: TP273

文献标志码: A

A method of motion blurry kernel estimation based on improved dark channel prior

YU Xiao-yuan¹, XIE Wei^{1,2†}, CHEN Ding-quan¹, ZHOU Yan¹

(1. College of Automation Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;
2. Guangdong Key Laboratory of Polymer Advanced Manufacturing Technology and Equipment, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The traditional dark channel prior has been successfully applied to the single image deblurring problem. However, the dark channel prior is ineffective for the blur kernel estimation, when the blurry image has significant noise. Motivated by the success of the fractional-order calculation which can nonlinearly suppress the noise of the signal and enhance the low-frequency part of the signal, the fractional-order calculation theory is combined with the dark channel prior. And then, this paper proposes a method of motion blur kernel estimation based on an improved dark channel prior. Firstly, combined with the maximum posterior estimation algorithm and the fractional order dark channel prior, the blur kernel estimation model is constructed. Then, the half-quadratic splitting method is used to solve the non-convex problem of the model. Finally, according to the coarse-fine strategy, the multi-scale iterative framework is used to iteratively estimate the blur kernel and the latent image is estimated by the non-blind image deblurring method. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain a better blur kernel in the blurry image with or without significant noise, and can reduce image noise and ringing artifacts, and improve the quality of the latent image estimation, although it need more running time for processing one image. Meanwhile, the proposed method can be used to process different types of blurry image.

Keywords: motion blur; single image deblurring; fractional-order calculation; dark channel prior; multi-scale iterative framework; blur kernel estimation

0 引 言

在图像模糊问题中,运动模糊问题是较为常见的,并且在图像处理领域中一直备受关注. 由于在曝光时间内相机与所拍摄的场景之间具有相对运动,导

致相机传感器所接受的光线发生变化,进而由于多种光线的叠加形成了模糊不清的图像. 运动模糊图像可以认为是清晰图像与模糊核卷积后再加上随机噪声所得到的结果. 图像去模糊的目的就是如何从模

收稿日期: 2018-12-11; 修回日期: 2019-03-12.

基金项目: 广东省科技重大专项项目(2018B010108001, 2017B030306017); 广东省扬帆计划引进创新创业团队计划项目(2016YT03G125); 广东省自然科学基金项目(2017A030313385).

†通讯作者. E-mail: weixie@scut.edu.cn.

糊图像中估计清晰图像. 这是一个病态的问题, 因为许多不同的模糊核与图像组合能够获得相同的模糊结果. 如果模糊核是已知的, 则该问题等同于非盲去卷积问题, 其求解过程相对简单, 如文献[1-2]都能恢复出较为清晰图像. 如果模糊核是未知的, 则该问题等同于盲去卷积问题, 需要同时估计模糊核与清晰图像. 因此, 对模糊核的估计是最为关键的问题.

在过去的十几年, 人们对运动模糊问题提出了相应解决方法. 早期的图像盲去卷积问题主要集中在小尺度模糊核的估计上, 如 Chan 等^[3]利用全变分正则化对模糊核进行约束, 进而估计出较为准确的卷积核. 但当模糊核的尺寸较大时, 其估计的模糊核不够准确, 获得的图像容易产生振铃现象. 为了进一步准确估计模糊图像的卷积核, 图像的相关先验知识被加入到图像的去模糊框架中. Fergus 等^[4]使用一种零均值的混合高斯模型来表示图像的梯度分布, 然后利用最大后验估计获得图像去模糊的解. Chen 等^[5]通过联合图像梯度直方图对图像的梯度分布进行估计, 并用于图像去模糊. Zuo 等^[6]利用 l_p 范数的广义收缩阈值算子估计不同程度的图像模糊核, 进而构建出清晰图像. 考虑到图像的显著边缘对模糊估计的效果, Cho 等^[7]提出了一种用于提取中间图像显著边缘的多尺度框架, 提高了模糊核的估计准确性. Xu 等^[8]在 Cho 等^[7]的基础上, 提出了一种用于估计模糊核的两相法, 但该方法在模糊图像的边缘不够明显时其处理效果较差. 胡发焕等^[9]根据运动模糊的类型和频谱图像的特点, 利用改进的 Radon 变换方法求解运动模糊角度与长度, 进而估计运动模糊核, 但对于不同运动类型的模糊图像, 该方法存在一定的局限性.

图像暗通道先验是由 He 等^[10]提出的, 并被应用到图像的去雾算法中^[11]. Pan 等^[12]根据模糊图像与清晰图像的暗通道特点, 将暗通道先验的方法成功运用到图像去模糊中, 但是, 当模糊图像中有显著噪声时, 暗通道先验无法准确估计模糊核. 本文在前人的基础上, 提出一种改进的暗通道先验的运动模糊核估计方法. 首先, 利用分数阶计算对图像噪声和纹理具有非线性处理的特点^[13-14], 将分数阶与暗通道先验相结合, 获得稳定的暗通道图像; 然后, 基于最大后验估计算法和半二次方分裂法, 求得清晰图像和模糊核的最优解; 最后, 将整体的算法在多尺度框架中进行迭代优化处理, 从而得到最终的结果.

1 模型的建立及求解

在本节中, 首先介绍相关理论基础, 然后建立整体的模型, 最后求解模型的相关解.

1.1 分数阶暗通道先验

分数阶计算是整数阶计算的扩展. 在信号处理中, 分数阶计算能够对低频信号进行非线性增强, 同时能够对高频信号进行抑制. 在计算区间 $[a, b]$ 内, 信号 $S(t)$ 的分数阶表达式如下:

$$D_{G-L}^v S(t) = \lim_{h \rightarrow 0} h^{-v} \sum_{j=0}^q (-1)^j \begin{bmatrix} v \\ j \end{bmatrix} S(t - jh). \quad (1)$$

其中: $q = [(b - a)/h]$, $[\cdot]$ 为取整操作, h 是步长; $\begin{bmatrix} v \\ j \end{bmatrix} = \frac{\Gamma(v+1)}{j! \Gamma(v-j+1)}$, $\Gamma(\cdot)$ 表示 Gamma 函数, 其表达式为 $\Gamma(\omega) = \int_0^\infty e^{-t} t^{\omega-1} dt$. 考虑到图像的离散性, 式(1)的离散形式^[15]可写为

$$D_{G-L}^v S(t) = S(t) + (-v)S(t-1) + \frac{(-v)(-v+1)}{2} S(t-2) + \dots + \frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v-n+1)} S(t-n). \quad (2)$$

当 $v > 0$ 时, D_{G-L}^v 表示 v 阶分数阶微分计算; 当 $v < 0$ 时, D_{G-L}^v 表示 v 阶分数阶积分计算. 根据图像处理的特点, Li 等^[13-14]构建如下分数阶掩模 D_{G-L}^v :

$$D_{G-L}^v = \xi^v \times \begin{bmatrix} V & 0 & V & 0 & V \\ 0 & -v & -v & -v & 0 \\ V & -v & 8 & -v & V \\ 0 & -v & -v & -v & 0 \\ V & 0 & V & 0 & V \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中: $V = (v^2 - v)/2$, $\xi^v = \frac{1}{8 - 12v + 4v^2}$, v 为分数阶的阶次.

另一方面, 图像的暗通道先验可以表示为

$$D(f)(x, y) = \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} f^c(X, Y)). \quad (4)$$

其中: (x, y) 与 (X, Y) 是图像像素点坐标, f^c 表示图像的第 c 个通道, $\Omega(x, y)$ 表示中心点坐标为 (x, y) 的图像区域. 正如前文所述, 当模糊图像具有显著噪声时, 暗通道先验无法对图像模糊核的估计起作用. 因此, 本文提出分数阶暗通道, 将分数阶计算引入暗通道先验中. 结合式(3), 分数阶暗通道的表达式为

$$D(f_v)(x, y) = \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} f_v^c(X, Y)), \quad (5)$$

其中 $f_v = D_{G-L}^v \otimes f$.

1.2 模型的建立

当图像模糊是统一且具有空间不变性时, 图像模糊的模型可以表示为

$$b = k \otimes f + n. \quad (6)$$

其中: \otimes 为卷积符号; b 为获得的模糊图像; k 为模糊核,一般被称为点扩散函数(PSF); f 为清晰的原图; n 为随机噪声.

结合最大后验估计算法^[4]和模糊模型(6),整体的去模糊框架如下:

$$\{f, k\} = \arg \max_{f, k} p(f, k|b) = \arg \max_{f, k} p(b|f, k)p(f)p(k). \quad (7)$$

对式(7)求负对数似然估计,可得

$$\{f, k\} = \arg \min_{f, k} l(f \otimes k, b) + \lambda\varphi(f) + \gamma\phi(k). \quad (8)$$

通过对式(8)的各项加入相关的约束,可以获得图像去模糊的优化模型

$$\{f, k\} = \arg \min_{f, k} \|f \otimes k - b\|_2^2 + \lambda\|\nabla f\|_0 + \mu\|D(f_v)\|_0 + \gamma\|k\|_2^2. \quad (9)$$

其中: $\|\nabla f\|_0$ 是对图像梯度的 L_0 范数约束项, $\|D(f_v)\|_0$ 是对图像分数阶暗通道的 L_0 范数约束项, $\|k\|_2^2$ 是对模糊核的约束项, λ 、 μ 和 γ 是各约束项的权重系数.

1.3 模型的优化求解

交替最小化求解 f 和 k 是目前主流的求解方法.对于式(9),可以分解为以下两个子问题:

$$\bar{f} = \arg \min_f \|f \otimes k - b\|_2^2 + \lambda\|\nabla f\|_0 + \mu\|D(f_v)\|_0, \quad (10)$$

$$\bar{k} = \arg \min_k \|f \otimes k - b\|_2^2 + \gamma\|k\|_2^2. \quad (11)$$

针对子问题(10),首先固定模糊核 k ,然后通过加入辅助变量以及半二次方分裂法解决模型的非凸问题^[16].因此,假设辅助变量为 m 和 n ,则式(10)可重写为

$$\{\bar{f}, \bar{m}, \bar{n}\} = \arg \min_{f, m, n} \|f \otimes k - b\|_2^2 + \alpha\|\nabla f - m\|_2^2 + \beta\|D(f_v) - n\|_2^2 + \lambda\|m\|_0 + \mu\|n\|_0. \quad (12)$$

其中: α 、 β 、 λ 和 μ 为正系数, $D(f_v)$ 为分数阶暗通道.

当固定 m 和 n 时, f 可通过最优化下式求解:

$$\bar{f} = \arg \min_f \|f \otimes k - b\|_2^2 + \alpha\|\nabla f - m\|_2^2 + \beta\|D(f_v) - n\|_2^2. \quad (13)$$

因为暗通道函数 $D(f_v)$ 是非线性函数操作,本文结合文献[12]的相关内容,观察到对图像 f 进行暗通道函数操作的结果可以转换为一个线性函数 T 与图像 f

之间的乘积,所以,本文设计一个映射函数 T ,即

$$T(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) = \arg \min_{(X, Y) \in \Omega(x, y)} f(X, Y); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

该映射函数表示对计算区域 $\Omega(x, y)$ 范围求解一个映射的稀疏矩阵,进而确定计算范围内的图像最小值与最小值的坐标.据此, $D(f_v)$ 可以映射为 Tf_v .因此,利用快速傅里叶变换(FFT)算法和式(13)可以求得 f 的最优解为

$$\bar{f} = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(k)} \odot F(b) + \alpha F_m + \beta F_n}{\overline{F(k)} \odot F(k) + \alpha F_\nabla + \beta F_T} \right). \quad (15)$$

其中

$$F_m = \overline{F(\nabla_h)} \odot F(m_h) + \overline{F(\nabla_v)} \odot F(m_v),$$

$$F_n = \overline{F(T)} \odot F(n), \quad F_T = \overline{F(T)} \odot F(T),$$

$$F_\nabla = \overline{F(\nabla)} \odot F(\nabla),$$

$\nabla = [\nabla_h, \nabla_v]^T$ 表示梯度操作, $F(\cdot)$ 和 $F^{-1}(\cdot)$ 分别表示FFT变换与FFT逆变换, \odot 表示元素对应相乘处理, $\overline{(\cdot)}$ 表示共轭操作.

根据 L_0 的求解方法^[17],辅助变量 m 和 n 的最优解分别为

$$\bar{m} = \begin{cases} \nabla f, & |\nabla f|^2 \geq \lambda/\alpha; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

$$\bar{n} = \begin{cases} D(f_v), & |D(f_v)|^2 \geq \frac{\mu}{\beta}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

在固定 f 后,利用快速傅里叶变换的方法,子问题(11)的最优解可表示为

$$\bar{k} = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(f)} \odot F(b)}{\overline{F(f)} \odot F(f) + \gamma} \right), \quad (18)$$

其中 γ 为正的小系数.

根据上述求解过程,整体的算法框架如图1所示.与最新的文献相类似,本文采用多尺度迭代框架来估计模糊核.首先,根据设置的模糊大小设计从粗糙到精细的多层模糊图像金字塔,并且初始的模糊核设置为 δ 函数;其次,从粗糙层开始,针对每一层模糊图像进行多次迭代求解,每次迭代过程中,先求出其分数阶暗通道图像和梯度图像,再根据式(16)和(17)求出辅助变量,进而根据式(15)求解出中间图像(式(16)和(17)中的参数 α 和 β 会在每次迭代中改变);再次,在每一层模糊图像中,利用求解的中间图像和式(18)得到模糊核的估计,并作为下一层模糊图像处理的初始模糊核,并初始化参数 α 和 β ;最后,经过多层

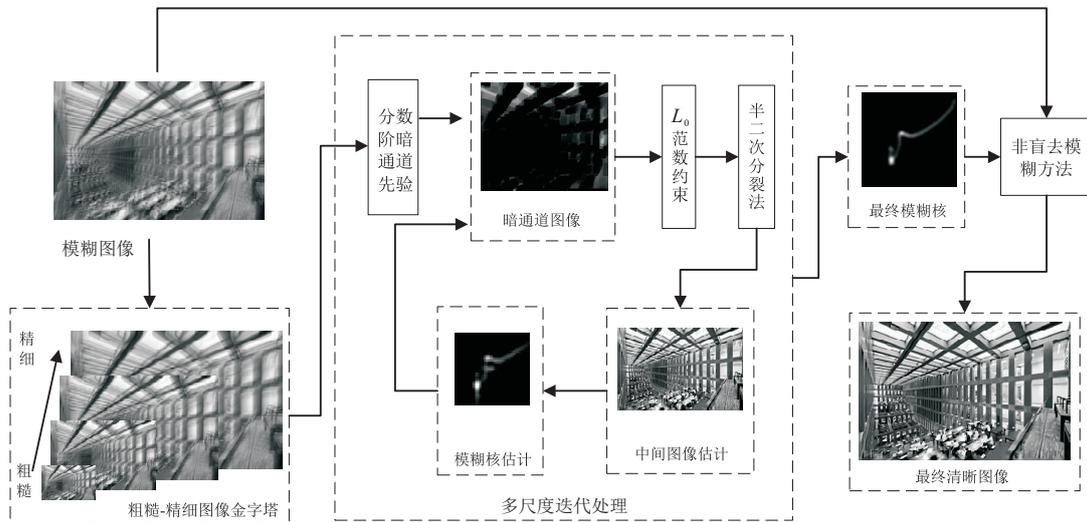


图1 算法流程

多次迭代,估计出最终的模糊核,并利用超拉普拉斯方法^[1]和模糊图像,估计出清晰图像。

有3点需要注意:1)图像金字塔的层数与模糊核的设置大小有关,并且层数的计算根据下式进行(k_0 为初始化模糊核大小, k 为设置的模糊大小, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整操作):

$$S = \lceil -2\log_2\left(\frac{k_0}{k}\right) \rceil; \quad (19)$$

2)模糊核的像素值要求非负;3)分数阶的阶次随着模糊图像精细度的增加而增加,最粗糙层设置为 -0.6 ,最精细层设置为 0.8 。

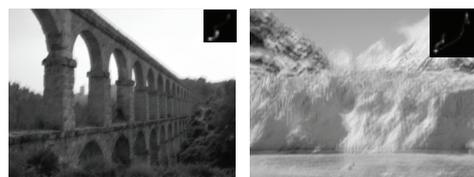
2 实验结果

2.1 数据集实验结果

为了验证所提出算法的有效性,本文选取标准数据集中的模糊图像^[18],并获得了相应的去模糊效果。另外,本文与其他方法进行了对比,包括文献[8]的方法、文献[6]的方法以及文献[12]的方法。在所有实验中,模型中的相关参数设置如下: $\mu_0 = 1 \times e^{-4}$ 、 $\lambda_0 = 1 \times e^{-4}$ 、 $\beta_{\max} = 8$ 、 $\alpha_{\max} = 1 \times e^5$ 、 $\gamma = 4$ 。 β 与 α 的初始值一般设置为 $4 \times e^{-3}$,也可以根据图像的差异设置不同值。在每一层的迭代过程中交替对 α 与 β 进行增加,先对 α 的值以2倍式进行增长,当 α 达到最大值后,再对 β 进行增长,直到 β 达到最大值后进入下一层迭代。此外,分数阶暗通道的计算范围为 35×35 ,

各个方法所估计的模糊核大小设置如表1所示。

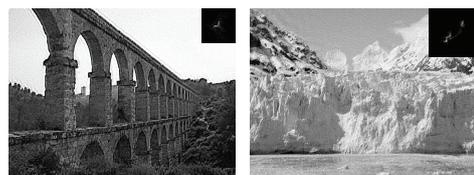
为了更客观地评价所提出方法的有效性,本文选取以下3种图像质量评价函数:1)峰值信噪比



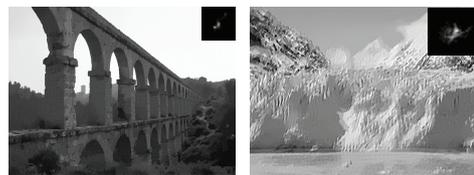
(a) 模糊图像



(b) 文献[8]的方法



(c) 文献[6]的方法



(d) 文献[12]的方法



(e) 本文方法

图2 不同方法对图像“桥梁”和“冰川”的处理效果

表1 不同方法处理不同图像的模糊核设计

方法	“桥梁”图像	“冰川”图像
Xu等 ^[8]	51×51	51×51
Zuo等 ^[6]	35×35	35×35
Pan等 ^[12]	35×35	35×35
本文方法	35×35	35×35

(PSNR); 2) 结构相似性 (SSIM); 3) 多层结构相似性 (MSSSIM)^[19]. 此外,为了更好地评价算法所估计出的模糊核的准确程度,本文还选用模糊核相似性指标 (KSIM)^[20]进行评价.

图2给出了不同方法对模糊图像的处理结果,其中每个子图的右上角为所对应的方法估计的模糊核. 针对“桥梁”图像,文献[6]的方法所处理的结果细节较为清晰,但包含了大量的振铃;文献[12]的方法处理的效果虽然振铃较少,但整体的细节较为平滑;本文算法所处理的图像在细节部分有很好的保留,同时振铃影响相对较小.

如表2所示,本文算法能够获得较为准确的模糊核,因此,所对应的清晰图像的恢复效果相对较好,可以获得高质量的清晰图像. 类似地,从不同方法对“冰川”图像的处理结果来看,文献[12]的方法处理的结果具有较多的振铃,这是因为该方法对于模糊核的估计不准确所导致的.

表2 不同方法所处理的“桥梁”图像的质量对比

方法	PSNR	SSIM	MSSIM	KSIM
文献[8]	36.53	0.8679	0.9664	0.6887
文献[6]	30.23	0.3822	0.9635	0.4073
文献[12]	36.09	0.8494	0.8193	0.6137
本文方法	36.89	0.8630	0.9713	0.7266

从表3可以看出,本文方法获得了最好的模糊核估计准确度,因此在评价指标中,本文所提出的方法略高于其他方法,这表明本文方法对于模糊核的估计具有很好的辅助作用,进而可以恢复出相对高质量的清晰图像.

表3 不同方法所处理的“冰川”图像的质量对比

方法	PSNR	SSIM	MSSIM	KSIM
文献[8]	33.21	0.8107	0.9536	0.4928
文献[6]	29.74	0.4524	0.8548	0.4409
文献[12]	30.57	0.5801	0.7612	0.4748
本文方法	33.91	0.8372	0.9610	0.6868

2.2 分数阶暗通道的有效性

为了更好地显示分数阶暗通道的有效性,本文通过仿真软件,在模糊图像中加入不同程度的高斯噪声,然后对比暗通道先验与分数阶暗通道的处理效果. 如图3所示,左侧是利用暗通道先验所处理的结果,右侧是利用本文方法处理的结果. 从图3中可以看出,当模糊图像中添加显著高斯噪声后,暗通道先验所处理的图像结果包含大量的噪声,整体图像不清

晰;而本文方法能够很好地消除显著噪声对于图像恢复的影响,进而获得较为清晰的图像.

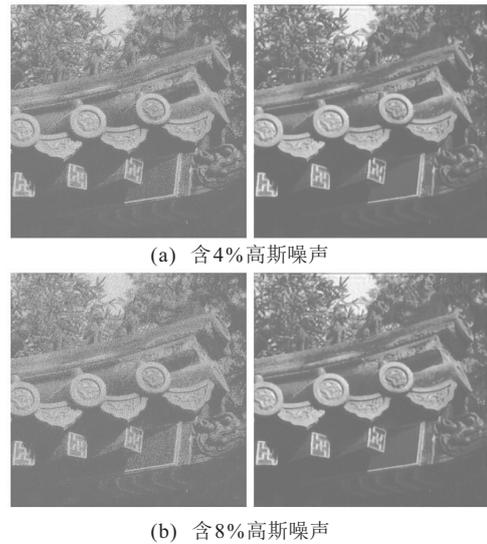


图3 不同噪声情况下的处理效果

2.3 相关拓展实验

2.3.1 算法计算效率

本文对不同算法的计算效率进行统计. 所有方法都在相同的硬件条件下进行. 相关的硬件条件如下: 电脑处理器为Intel(R)Core(TM) i5-4460 CPU @ 3.20 GHz; 内存为8 G. 针对不同尺寸大小的模糊图像,其各个方法处理所需的时间如表4所示. 在所有的实验中,卷积核的大小设置为 35×35 ,时间单位为s. 由表4可以看出,随着图像的尺寸增大,每种算法所需的处理时间也不断增加. 文献[8]的方法是利用C++语言进行实现,其所需的计算时间较少. 为了能够增强算法的鲁棒性,本文所提出的方法加入了分数阶的相关处理,因此,算法耗时比其他方法都有所增加. 如何进一步优化算法的处理效率,并取得良好的去模糊效果,是有待解决的问题.

表4 不同方法处理不同大小图像的计算效率

方法	481×321	1024×689	1024×768
文献[8](C++)	9.64	29.09	31.79
文献[6](Matlab)	25.55	86.30	96.10
文献[12](Matlab)	407.22	1895.17	2199.10
本文方法(Matlab)	413.32	1881.56	2530.52

2.3.2 算法参数选取

为了选取合适的分数阶暗通道计算范围参数,本文以文献[21]的数据库的处理效果进行选取. 文献[21]的数据库包含有32张模糊图像,每张图像的大小为 256×256 . 分别设置分数阶暗通道计算范围为 15×15 到 55×55 的5种情况,并在每个不同参数范围

下计算数据集中的图像去模糊效果;最后通过统计去模糊效果的图像的相关指标,可以得到不同参数的量化评价指标的平均值,如表5所示.从表5中可以看出,当分数阶暗通道的计算范围参数选取为 35×35 时,图像的处理结果能获得较好的评价指标,并且图像处理的平均时间适中.因此,本文选取分数阶暗通道的计算范围为 35×35 .

表5 不同参数下的图像平均评价指标与操作时间

参数	avaPSNR	avaSSIM	avaKSIM	平均时间/s
15×15	33.09	0.755 2	0.756 1	107.80
25×25	33.28	0.754 5	0.760 1	133.20
35×35	33.39	0.765 6	0.762 9	171.44
45×45	33.23	0.747 1	0.761 0	231.33
55×55	33.19	0.751 9	0.759 4	274.08

2.3.3 不同模糊类型的去模糊效果

运动模糊的类型包含有直线方向上的模糊以及曲线抖动(相机抖动)的模糊两种类型.直线方向上的模糊类型主要表现为场景与相机之间呈直线方向上的相对运动,图像的模糊较为规律,运动模糊核也大致呈现直线形式,如图4所示;而相机抖动的模糊类型主要表现为相机在拍摄场景时因镜头抖动所造成的图像模糊,运动模糊核轨迹没有特定的规律,如图5所示.本文所提出的方法能较好地恢复不同运动

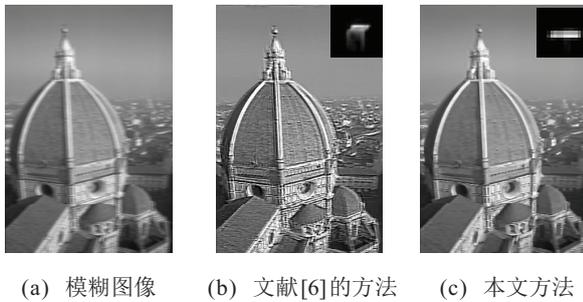


图4 直线方向上模糊图像以及恢复结果

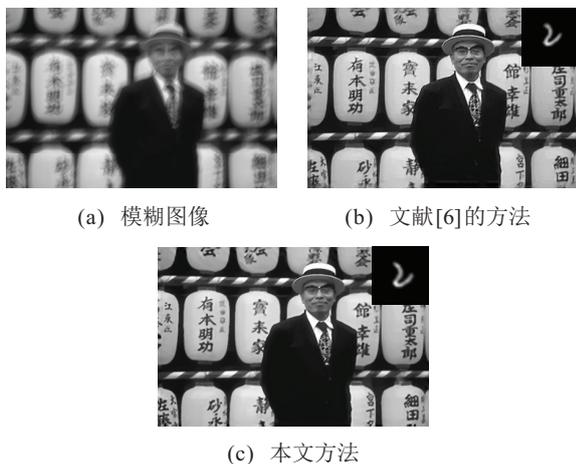


图5 相机抖动类型的模糊图像以及恢复效果

模糊类型的模糊图像,并获得较为准确的模糊核,如图4(c)和图5(c)所示.

此外,本文将所提出的方法尝试性地应用于因镜头散焦所造成的模糊图像上.如图6所示,因为相机镜头的失焦造成了图像整体性模糊,利用本文方法能够较好地改善图像的整体平滑模糊问题,提高图像中边缘的清晰度.

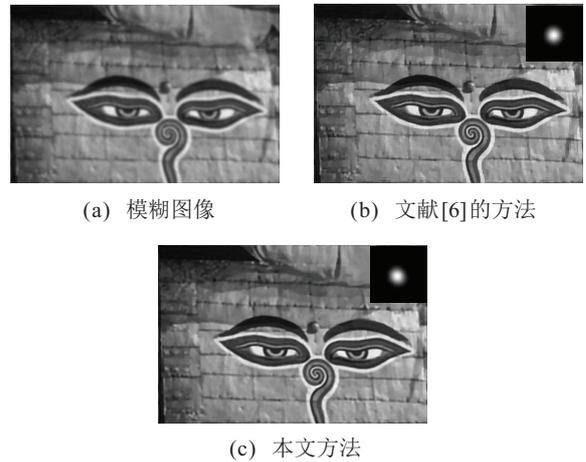


图6 镜头散焦类型的模糊图像以及恢复效果

在上述几种模糊类型的图像中,与文献[6]所提出的方法相比,本文方法能够获得更为清晰的去模糊效果.如图4所示,本文所提出的方法能够估计出符合直线运动轨迹的模糊核,因此所恢复的图像较为清晰,图像纹理准确.如图5所示,文献[6]所恢复的图像在右下角区域较为模糊,且包含较多振铃.上述不同模糊类型的图像恢复效果均表明,本文所提出的方法能够获得较为准确的模糊核,进而获得较为清晰的恢复图像.

3 结论

传统的暗通道先验已经成功地应用于解决图像去模糊问题.为了提高在有无显著噪声情况下图像去模糊的算法稳定性,本文结合分数阶计算理论,提出了一种基于分数阶暗通道先验的运动模糊估计方法.该方法主要分为以下3个部分:1)将分数阶计算理论应用于传统的暗通道先验,提高了算法对噪声的抵抗能力;2)结合最大后验估计算法,构建了模糊图像的核估计模型,并用半二次分裂法求解模型的解;3)采用多尺度迭代框架对模糊核进行精确估计,进而利用非盲去卷积的方法获得了清晰的图像.实验结果表明,通过对暗通道先验的改进,使得整个算法模型不仅在不同模糊类型的图像中能获得较好的处理效果,而且当模糊图像包含显著噪声时,能够减少噪声对模糊核估计的干扰,获得较为稳定的恢复效果.

参考文献(References)

- [1] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]. Advances in Neural Information Processing Systems. Vancouver, 2009: 1033-1041.
- [2] Fortunato H E, Oliveira M M. Fast high-quality non-blind deconvolution using sparse adaptive priors[J]. The Visual Computer, 2014, 30(6/7/8): 661-671.
- [3] Chan T F, Chiu-Kwong Wong. Total variation blind deconvolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 370-375.
- [4] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2006, 25(3): 787-794.
- [5] Chen X G, Yang J, Wu Q. Image deblur in gradient domain[J]. Optical Engineering, 2010, 49(11): 117003(1-7).
- [6] Zuo W M, Ren D W, Zhang D, et al. Learning iteration-wise generalized shrinkage-thresholding operators for blind deconvolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(4): 1751-1764.
- [7] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2009, 28(5): 145(1-8).
- [8] Xu L, Jia J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]. Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2010: 157-170.
- [9] 胡发焕, 刘国平, 胡榕华, 等. 一种改进的运动模糊图像参数准确估计方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(12): 2177-2183.
(Hu F H, Liu G P, Hu R H, et al. Improved approach to motion blur parameters identification[J]. Control and Decision, 2018, 33(12): 2177-2183.)
- [10] He K M, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [11] 王泽胜, 董宝田, 赵芳璨, 等. 基于改进暗通道先验的交通图像去雾新方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 486-490.
(Wang Z S, Dong B T, Zhao F C, et al. Improved dehazing method for traffic images based on dark channel prior[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 486-490.)
- [12] Pan J S, Sun D, Pfister H, et al. Deblurring images via dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(10): 2315-2328.
- [13] Li B, Xie W. Adaptive fractional differential approach and its application to medical image enhancement[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 100(45): 324-335.
- [14] Li B, Xie W. Image denoising and enhancement based on adaptive fractional calculus of small probability strategy[J]. Neurocomputing, 2016, 175(PA): 704-714.
- [15] Jia H, Pu Y. Fractional calculus method for enhancing digital image of bank slip[C]. Proceedings of Congress of Image and Signal Processing. Sanya: IEEE, 2008, 3: 326-330.
- [16] Xu L, Zheng S, Jia J. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring[C]. Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2013: 1107-1114.
- [17] Pan J S, Hu Z, Su Z X, et al. Deblurring text images via L_0 regularized intensity and gradient prior[C]. Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 2901-2908.
- [18] Sun L, Cho S, Wang J, et al. Edge-based blur kernel estimation using patch priors[C]. Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP). Cambridge: IEEE, 2013: 1-8.
- [19] Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]. The 37th Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers. Pacific Grove: IEEE, 2003, 2: 1398-1402.
- [20] Hu Z, Yang M H. Good regions to deblur[C]. Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. Florence, 2012: 59-72.
- [21] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]. Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 1964-1971.

作者简介

余孝源(1991—),男,博士生,从事图像处理、机器视觉的研究, E-mail: auandy.yu@mail.scut.edu.cn;

谢巍(1974—),男,教授,博士生导师,从事线性参数变化系统、机器视觉等研究, E-mail: weixie@scut.edu.cn;

陈定权(1996—),男,硕士生,从事图像处理的研究, E-mail: 467392906@qq.com;

周延(1996—),男,硕士生,从事图像处理的研究, E-mail: 1139721082@qq.com.

(责任编辑:李君玲)