

## 基于 TwIST-TV 约束的图像去模糊方法

王 莎, 陈跃庭, 冯华君, 徐之海, 李 奇

(浙江大学 现代光学仪器国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

**摘 要:** 传统的基于频域和小波域的去模糊算法所得的复原图像总是存在比较明显的边缘振铃及模糊效应, 而较为有效的空域迭代优化去模糊算法速度通常比较慢。为了解决上述问题, 提出了基于二步迭代阈值收缩(TwIST)与总变分(TV)约束相结合的图像去模糊算法(TwIST-TV)。首先在去模糊目标函数中加入对图像的 TV 正则化约束, 其次在对图像小波系数的每次二步迭代之前, 加入对图像的 TV 优化去噪约束, 最后迭代获取去模糊图像。实验结果表明: 相对于基于频域和小波域的模糊图像恢复算法, TwIST-TV 能有效抑制边缘模糊和振铃效应, 复原图像的信噪比 (SNR)、峰值信噪比 (PSNR) 高出 1~7 dB, 平均结构相似度指标 (MSSIM) 可高出 0.05, 相对于空域解卷积算法在保证求解精度相当的情况下具备 6 倍以上的速度优势。

**关键词:** 图像复原; 去模糊; 小波变换; 总变分; 二步迭代阈值收缩

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)06-2000-07

## TwIST-TV regularization based image deblurring method

Wang Sha, Chen Yueting, Feng Huajun, Xu Zhihai, Li Qi

(State Key Lab of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract:** The deblurred images obtained by traditional frequency-wavelet domain based image restoration algorithms always result in prominent boundary ringing and smoothing artifacts. And the more effective space domain based alternating restoration algorithms usually work slowly. To overcome these problems, an algorithm named TwIST-TV which combines the two-step iterative shrinkage/thresholding (TwIST) and total variation (TV) regularization were proposed. This method first introduced the TV regularization constraint on the objective function, and then applied the TV-denoising method to regularize the mid-restored image in each iteration before whose wavelet coefficients were processed by the TwIST method, and eventually obtained the deblurred image. Experimental results show that, in contrast to the frequency-wavelet domain based image restoration algorithms, TwIST-TV can effectively suppress the boundary ringing and smoothing artifacts. The restored images can achieve 1-7 dB higher values of the signal-to-noise ratio (SNR), the peak signal-to-noise ratio (PSNR) and 0.05 higher value of the mean structural similarity (MSSIM) index. Proposed method has more than 6 times the speed advantage compared with

收稿日期: 2013-10-10; 修订日期: 2013-11-25

基金项目: 国家自然科学基金(61107009); 国家“973”计划(2009CB724006)

作者简介: 王莎(1988-), 女, 硕士生, 主要从事图像压缩及复原研究工作。Email: 21130016@zju.edu.cn

导师简介: 冯华君(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光学遥感方面的研究工作。Email: fenghj@zju.edu.cn

徐之海(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光学遥感方面的研究工作。Email: xuzh@zju.edu.cn

the methods which need alternating optimization in the space domain while maintain the accuracy of the solution.

Key words: image restoration; deblurring; wavelet transform; total variation; TwIST

## 0 引言

成像系统存在固有缺陷和物理限制,由探测器获得的图像实际上是理想图像的退化形式。许多复原算法已经提出<sup>[1-4]</sup>,其中许多有效的方法是对退化图像进行空域去卷积操作。基于自然图像先验信息的空域解卷积<sup>[4]</sup>方法,在抑制噪声的同时能够较好的保持图像的细节信息,但用时较多。为了加快复原速度,借助快速傅里叶变换,可以将空域的去卷积问题转化成频域的去卷积问题,但是图像信号在频域的表达通常不能很好的表达边界信号的奇异性,因此含噪模糊图像的恢复,通常会引发较为明显的边缘振铃及模糊效应。通常对含噪模糊图像的小波系数进行收缩来达到抑制噪声的目的,包括软、硬阈值法<sup>[5]</sup>,相对于维纳滤波等传统的频域去模糊方法,在振铃抑制方面具有较显著效果,但是边缘振铃和模糊效应仍然比较明显。

为了去除复原图像中的边缘模糊效应,目前已有较多联合频域和小波域的迭代算法<sup>[6-7]</sup>。但这些方法往往迭代计算复杂度过高,图像复原效果也不太理想。

为了解决边缘模糊问题并且提高复原算法的运行速度,文中联合频域与小波域处理方法提出了基于二步迭代阈值收缩(TwIST)与总变分(TV)约束相结合的图像去模糊算法(TwIST-TV)。将去模糊问题转化为病态求逆的最优化问题,建立求解目标函数,并在目标函数中引入对图像的TV约束以有效保持图像的高频信息。为了求解该最优化问题,采用了TwIST算法。每次迭代都对图像进行基于TV优化的去噪约束,然后对去噪约束后的图像小波系数采用二步迭代阈值约束,从而在去模糊的同时抑制噪声。实验结果表明,该方法能够有效消除图像在频域去模糊过程中产生的边缘模糊及振铃效应,复原图像质量较高,同时求解速度很快,优于传统的空域去模糊算法。

## 1 图像去模糊模型

图像退化模型通常表示为:

$$y = Hx + n \quad (1)$$

式中: $y$ 为理想图像 $x$ 的退化结果; $H$ 为线性退化; $n$ 为加性噪声。图像去模糊就是求取原始图像的最优近似解的过程。由于 $H$ 通常是病态的,因此(1)的严格解 $x = H^{-1}y$ 被噪声严重的破坏了。这种情况下,可以采用“约束法”,即通过在原始图像上加入先验信息,寻求唯一且稳定的估计值 $\tilde{x}$ ,将病态问题替换成良态问题,使得 $\tilde{x}$ 可以最接近原始图像。

利用约束法求解图像去模糊问题,可以将图像去模糊的目标函数表征为:

$$J(x) = \frac{1}{2} \|y - Hx\|^2 + \lambda \varphi(x) \quad (2)$$

式中: $\varphi(x)$ 为对图像施加的先验约束; $\lambda$ 为正则化参数,以调整目标函数中前后两项的比重。对于原始图像 $x$ ,可以用某种变换域下的系数 $\theta$ 来进行表征:

$$x = A\theta \quad (3)$$

其中, $A$ 为变换操作,即 $A^{-1}x = \theta$ ,该变换可以是傅里叶变换,小波变换等线性信号变换操作。因此,图像去模糊问题可以转化成求解如下最优化问题:

$$\theta = \operatorname{argmin}_{\theta} \frac{1}{2} \|y - HA\theta\|^2 + \lambda \varphi(A\theta) \quad (4)$$

去模糊处理结果为:

$$\tilde{x} = A\tilde{\theta} \quad (5)$$

## 2 TV 约束

总变分(TV)最先是被Rudin, Osher和Fatemi引入到机器视觉领域<sup>[8]</sup>,已经被证明能够在不平滑目标边界的同时有效地保持图像细节信息。因此将图像的TV值作为目标函数中的正则项 $\varphi(x)$ ,可以解决频域逆滤波过程中导致的边缘平滑问题,这是文中提出的TV约束的第一层含义;同时,对图像的TV值进行优化约束可用于图像去噪<sup>[9]</sup>领域,因此在求解最优化问题时,在每次迭代中对当前估计的图像先加入基于图像TV值的优化去噪约束,可以在进一步保持图像细节的基础上抑制噪声,这就是TV约束的第二层含义。

### 2.1 图像的TV正则化约束

针对当前复原图像(非最优图像) $x$ ,分别设定水

平方向梯度滤波算子  $\mathbf{h}_x=[0,1,-1]$ , 垂直梯度滤波算子  $\mathbf{h}_y=[0,1,-1]^T$ , 对图像  $\mathbf{x}$  分别沿水平方向与垂直方向进行梯度滤波处理, 图像的 TV 正则化约束定义为:

$$\text{TV}(\mathbf{x}) = \sum_{(i,j) \in \Omega} \sqrt{D_h(i,j)^2 + D_v(i,j)^2} \quad (6)$$

式中:  $D_h = \mathbf{x} \otimes \mathbf{h}_x$ ,  $D_v = \mathbf{x} \otimes \mathbf{h}_y$ 。“ $\otimes$ ”表示卷积操作。此时,  $\text{TV}(\mathbf{x})$  对应于当前图像的总变分值; 也是式中的  $\varphi(\mathbf{x})$  正则化约束项。

## 2.2 基于图像 TV 的优化去噪约束

参考文献[9]中, 针对原始图像  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ , 将 TV 约束用于解决图像去噪时, 首先假设观测到的图像  $\mathbf{g}=(g_{i,j})_{1 \leq i,j \leq N}$  是一个具备先验知识的分段光滑图像  $\mathbf{u}=(u_{i,j})_{1 \leq i,j \leq N}$  与估计方差为  $\sigma^2$  的随机高斯噪声的叠加。为了恢复出原始图像  $\mathbf{u}$  的最优近似, 可以将整个去噪问题整理为如下的优化问题:

$$\mathbf{u} = \underset{\mathbf{u}}{\text{argmin}} \mathbf{J}(\mathbf{u}) \text{ s.t. } \|\mathbf{u} - \mathbf{g}\| = N^2 \sigma^2 \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{J}(\mathbf{u}) = \text{TV}(\mathbf{u})$  表示图像  $\mathbf{u}$  的总变分值,  $N^2$  为总像素数。

在满足  $\|\mathbf{g} - \bar{\mathbf{g}}\|^2 = N^2 \sigma^2$  (其中  $\bar{\mathbf{g}}$  为像素  $g_{i,j}$  的平均值) 的条件下, 可以寻找到一个拉格朗日乘子  $\lambda > 0$ , 将求解的最优解转化成求解下式的唯一解:

$$\mathbf{u} = \underset{\mathbf{u}}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \lambda \mathbf{J}(\mathbf{u}) \quad (8)$$

其中,  $\lambda > 0$ ,  $\|\cdot\|$  表示欧几里得范数。

而 (8) 的最优解就是含噪图像  $\mathbf{g}$  的降噪结果, 也就是对原始无噪图像  $\mathbf{u}$  的最优近似。

通过对图像采用基于图像 TV 优化的去噪约束, 可以在抑制噪声的同时避免图像的过度平滑, 有效保持图像的高频细节信息。

## 3 TwIST-TV 算法

目前, 求解优化问题的算法包括 BP 算法以及贪婪算法等。BP 算法求解精度较高, 但速度较慢, 贪婪算法速度较快但精度稍低。相比之下, 两步迭代阈值收缩算法 TwIST<sup>[10]</sup> 在运算速度和求解精度两个方面综合了前二者的优势, 迭代收敛迅速, 求解精度高。因此文中采用 TwIST 来求解图像去模糊这类弱病态问题, 同时保证求解的速度与精度。

### 3.1 TwIST 算法

TwIST 主要是用于求解如下最优化问题:

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}\|^2 + \lambda \varphi(\mathbf{x}) \quad (9)$$

对比公式(4)和(9), 二者具备相似的函数结构, 因此可以采用 TwIST 来求解公式(4)的去模糊优化问题, 而最终求取的优化解  $\hat{\mathbf{x}}$  就是原始清晰图像  $\mathbf{x}$  的最优近似。

对于线性系统  $\mathbf{y} = \mathbf{K}\mathbf{x} + \mathbf{b}$ ,  $\mathbf{K}$  是线性算子, 例如卷积操作 (可以是矩阵),  $\mathbf{b}$  可以认为是噪声等偏置量。那么由  $\mathbf{y}$  迭代求取  $\mathbf{x}$  的过程中, TwIST 的二步迭代过程主要体现为:

$$\mathbf{x}_{t+1} = (1 - \alpha)\mathbf{x}_{t-1} + (\alpha - \beta)\mathbf{x}_t + \beta \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x}_t + \mathbf{K}^T(\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}_t)) \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{x}_{t-1}$ ,  $\mathbf{x}_t$  和  $\mathbf{x}_{t+1}$  分别为第  $t-1$  次、 $t$  次和  $t+1$  次迭代后的估计值,  $\mathbf{C}^{-1}$  是降噪等约束算子,  $\alpha$  和  $\beta$  则是用于调节各次迭代估计值的权重因子, 根据参考文献[10], 为了保证算法的收敛特性以及收敛速率, 通常  $\alpha$  和  $\beta$  的选取具备如下特征:

$$\alpha = \hat{\rho}^2 + 1 \quad (11)$$

$$\hat{\rho} = \frac{1 - \sqrt{\kappa}}{1 + \sqrt{\kappa}} < 1 \quad (12)$$

$$\kappa = \xi_1 / \bar{\xi}_m \quad (13)$$

$$\bar{\xi}_m = \max(1, \bar{\xi}_m) \quad (14)$$

$$\beta = 2\alpha / (\bar{\xi}_m + \xi_1) \quad (15)$$

其中,  $0 < \xi_1 \leq \lambda_i(\mathbf{K}^T\mathbf{K}) \leq \bar{\xi}_m$ , 而  $\lambda_i(\mathbf{K}^T\mathbf{K})$  是  $\mathbf{K}^T\mathbf{K}$  的第  $i$  个特征值,  $\alpha$  和  $\beta$  主要是由  $\xi_1$  和  $\bar{\xi}_m$  确定。

为了更为简洁的表述, 一般的 TwIST 算法流程将在 3.2 节进行描述。

### 3.2 TwIST-TV 算法

为了利用 TwIST 迭代收敛迅速的特点来求解去模糊图像  $\hat{\mathbf{x}}$ , 文中将 TwIST-TV 求解的目标函数定义成:

$$\underset{\mathbf{x}}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{B}\theta\|^2 + \lambda \varphi(\mathbf{x}) \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{y}$  为退化后的模糊图像;  $\mathbf{B} = \mathbf{H}\mathbf{A}$  为线性变换算子;  $\mathbf{H}$  为系统对图像的退化操作 (模糊核与图像的频域卷积作用),  $\mathbf{A}$  特指小波逆变换, 相应的  $\theta$  为图像的小波系数。  $\varphi(\mathbf{x})$  对应于图像的先验约束项。  $\lambda$  为用来

调节前后两项在优化函数中相对比重的参数,一般不超过 0.01。

图 1 为 TwIST 算法的一般流程<sup>[10]</sup>,文中在此基础上主要作了两点改进:一是将目标函数中的约束项  $\varphi(\mathbf{x})$  指定为图像的 TV 正则化约束项,使得最终近似解  $\hat{\mathbf{x}}$  在逼近原始解  $\mathbf{x}$  的同时最大程度的保持住图像本身的高频细节信息,避免了去模糊后的边缘

模糊和振铃效应。二是在求解公式(16)时,每次估计新的小波系数前,对当前图像采取 TV 优化去噪约束,以抑制图像噪声在求逆过程中被进一步放大。具体如图 2 中黑色箭头标志所示。

TwIST-TV 算法是为了由模糊图像  $\mathbf{y}$  求解出原始清晰图像的最优近似  $\hat{\mathbf{x}}$ ,主要的算法流程包括:

(1) 初始化:初始化当前清晰图像  $\mathbf{x}=0$  以及小波

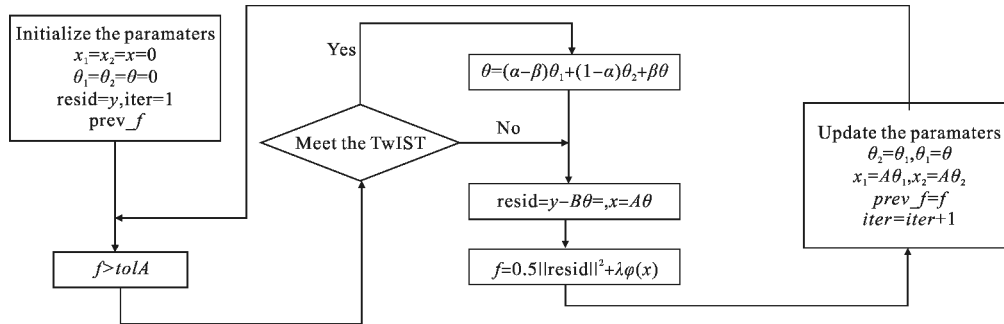


图 1 TwIST 算法流程图

Fig.1 Flow chart of TwIST

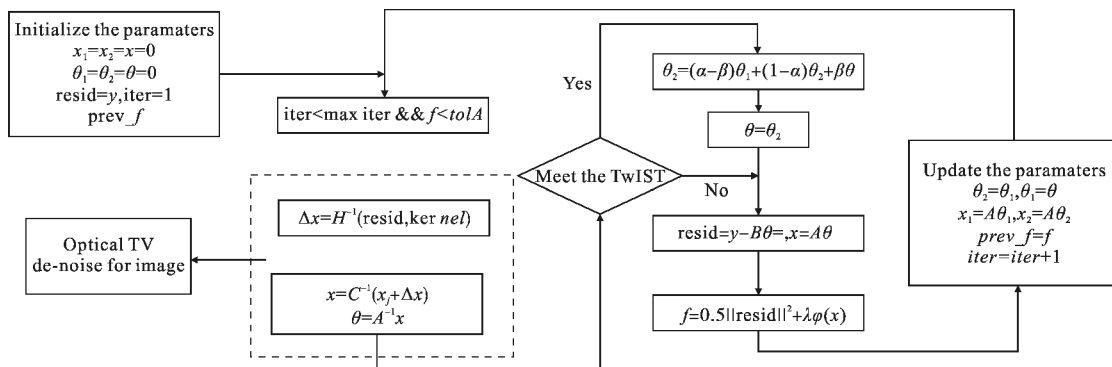


图 2 TwIST-TV 算法流程图

Fig.2 Flow chart of TwIST-TV

系数  $\theta=0$ ,残差  $\text{resid}=\mathbf{y}-\mathbf{x}\otimes\text{kernel}$ ,其中  $\text{kernel}$  表示卷积核,迭代次数  $\text{iter}=1$ ,最大迭代次数  $\text{maxiter}=1\ 000$ ,迭代终止值  $\text{toIA}=0.000\ 1$ 。

(2) TV 优化去噪约束:计算残差图像  $\Delta\mathbf{x}=\mathbf{H}^{-1}(\text{resid},\text{kernel})$ ,它是  $\text{resid}$  和  $\text{kernel}$  的逆卷积结果,进而得到更新后的清晰图像及首次更新后的小波系数  $\theta$ :

$$\mathbf{x}=\mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x}_1+\Delta\mathbf{x}),\theta=\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}$$

其中,  $\mathbf{x}_1$  为前一次迭代获得的清晰图像,  $\mathbf{A}^{-1}$  表示小波正变换。

(3) 判断是否满足二步迭代条件

当满足二步迭代条件时,利用首次更新的小波系数得到第二次更新后的小波系数:  $\theta=(\alpha-\beta)\theta_1+$

$(1-\alpha)\theta_2+\beta\theta$ ,其中  $\theta_1$  为前一次估计清晰图像的小波系数,而  $\theta_2$  为前前次估计的小波系数。

当不满足二步迭代条件时,不再对首次更新的小波系数  $\theta$  作二次更新。

(4) 更新  $\text{resid}$  和  $\mathbf{x}$ :  $\mathbf{x}=\mathbf{A}\theta$ ,  $\text{resid}=\mathbf{y}-\mathbf{H}\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{A}$  是小波逆变换,  $\mathbf{H}$  表示卷积操作。

(5) 利用公式(16)计算当前  $\mathbf{x}$  所对应的目标函数  $f(\mathbf{x})$ :  $f(\mathbf{x})=0.5\|\text{resid}\|^2+\lambda\varphi(\mathbf{x})$ 。

(6) 当  $f(\mathbf{x})>\text{toIA}$  时,更新各参数,作为下一次迭代的初值,返回步骤(2)继续迭代,反之则停止迭代。

文中重点是要突出 TwIST-TV 算法的特点,对于 TwIST 算法中如何满足二步迭代以及具体的收敛条件的确定,流程图中并未作详细的表述,具体可以

参考文献[10]。

#### 4 实验结果与分析

文中方法是一种非盲复原方法,实验所用模糊图片是由已知的模糊核(如模糊图左上角方块所示)与原始清晰图像卷积再加入一定幅度的高斯随机噪声获得。而高斯噪声的幅值具体由下式确定:

$$BSNR=10\lg\left(\frac{\sigma_y^2}{A}\right) \quad (17)$$

BSNR 称为模糊图像信噪比,首先设定模糊加噪图像的 BSNR 值,而  $\sigma_y$  是未加噪模糊图像的方差,首先计算出经模糊核退化后的图像  $y$  的方差  $\sigma_y$ ,由可确定相应的噪声幅值  $A$ ,然后将  $y$  加上以  $A$  为幅值的高斯噪声获得实验的输入图像,即模糊加噪后的图像。

通常 BSNR=40 dB,高斯噪声幅值为 0.001 左右,模糊图像被较弱噪声影响;而当 BSNR=17 dB 时,高斯噪声幅值为 0.01 左右,模糊图像被较强噪声影响。

实验所用评价指标包括信噪比 SNR,峰值信噪比 PSNR 以及结构相似度指标 MSSIM。

$$SNR=10\lg\frac{\sum_{i,j}[x_0(i,j)]^2}{\sum_{i,j}[x_0(i,j)-x(i,j)]^2} \quad (18)$$

$$PSNR=10\lg\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (19)$$

对于大小为  $M \times N$  的图像,

$$MSE=\frac{\sum_{i,j}[x_0(i,j)-x(i,j)]^2}{M \times N} \quad (20)$$

式中:  $x_0$  为原图;  $x$  为恢复图。

MSSIM 是“平均结构相似度”指标<sup>[11]</sup>,其综合了图像的亮度、对比度和结构三方面的特征来给出图像之间整体的相似性度量。

实验部分主要将文中方法与参考文献[4]、[6]、[10]的方法的去模糊效果进行了对比。其中参考文献[4]的方法是基于自然图像先验信息的一种优秀去模糊方法,通常求解精度高。而参考文献[6]方法则是传统的联合的频域与小波域的去模糊方法,与文中方法的处理思路比较相似,处理速度通常很快。参考文

献[10]方法与文中方法的相似之处在于都采用TwIST算法来处理图像去模糊问题,不同之处在于各种约束的对象不同,文中全部针对图像灰度层,而前者主要针对小波系数。

##### 4.1 弱噪声条件 (BSNR=40dB) 下的去模糊效果对比

在噪声较弱的条件下,实验所用图像为 Lena.jpg,大小为 512×512,模糊核为已知的且大小为 27×27,具体如图 3(b)中的黑色方块所示。实验所用计算平台为 Intel(R)Core(TM)i3-2100 CPU@3.10 GHz,4 GB 内存。



图 3 BSNR=40 dB 时不同去模糊方法效果对比

Fig.3 Comparison of deblurring results of different methods when BSNR=40 dB

从图 3 可以看出,参考文献[6]处理结果存在较为明显的边缘振铃与模糊效应,参考文献[10]的方法相对文中方法振铃较大,多见于人物的额头、肩膀等较平坦的区域。参考文献[4]的方法去模糊效果与文中相当,二者对于人物的细节保持良好,无边缘振铃效应。

从表 1 数据可见,文中方法处理结果的 SNR、PSNR 以及 MSSIM 指标几乎都是 4 种方法中最高

表 1 弱噪声条件下各方法去模糊效果对比 (BSNR=40 dB)

Tab.1 Comparison of deblurring results of different methods under condition of low noise (BSNR=40 dB)

Restoration algorithm	SNR/dB	PSNR/dB	MSSIM	Time/s
Method of ref.[4]	33.355 2	38.975 0	0.968 0	110.95
Method of ref.[6]	26.328 2	31.984 6	0.880 1	3.23
Method of ref.[10]	31.567 6	37.257 9	0.944 7	7.88
Proposed method	33.394 8	39.085 1	0.958 8	16.11

的,参考文献[4]处理结果在 SNR、PSNR 以及MSSIM 指标上与文中接近,但是文中方法的处理速度大约是其 7 倍。而参考文献[6]、参考文献[10]方法的处理速度略快于文中方法,其中参考文献[6]方法处理速度最快,但是文中方法的 SNR、PSNR 比参考文献[4]高出 7 dB,MSSIM 高出 0.05 以上,相对参考文献[10]方法,SNR、PSNR 平均高出 2 dB。因此综合处理精度与速度,文中方法在较弱噪声影响条件下,表现最优。

4.2 强噪声条件(BSNR=17 dB)时的去模糊效果对比

强噪声条件下,实验所用图像为 Cameraman.jpg,大小为 256×256,模糊核为已知的且大小为 23×23,具体图 4(b)中的黑色方块所示。实验所用计算平台为 Intel(R)Core(TM)i3-2100 CPU@3.10GHz,4 GB 内存。

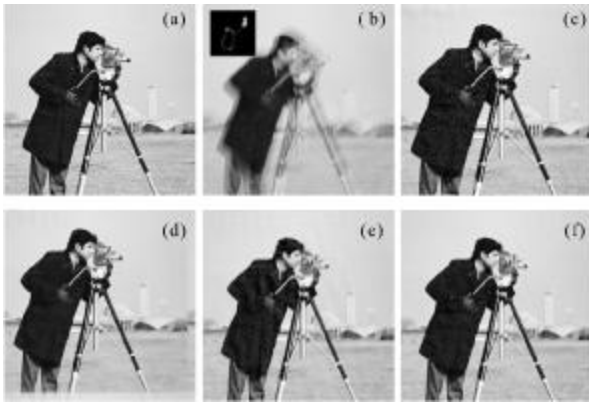


图 4 BSNR=17 dB 时不同去模糊方法效果对比

Fig.4 Comparison of deblurring results of different methods when BSNR=17dB

图 4(e)中,图像的振铃效应相对其他三种方法最大。而图 4(d)相对图 4(c)和图 4(f)在草地区域的平滑程度更大。参考文献[4]方法与文中方法的主观视觉效果最好。

表 2 较强噪声条件下各方法去模糊效果对比 (BSNR=17 dB)

Tab.2 Comparison of deblurring results of different methods under condition of relative high noise (BSNR=40 dB)

Restoration algorithm	SNR/dB	PSNR/dB	MSSIM	Time/s
Method of ref.[4]	23.577 0	29.310 6	0.858 0	23.12
Method of ref.[6]	22.807 2	28.389 6	0.826 1	1.07
Method of ref.[10]	21.621 7	27.238 1	0.785 3	1.05
Proposed method	23.485 2	29.101 6	0.860 2	1.65

从表 2 的各项指标可见,文中方法在保证速度上与参考文献 [6]、[10] 方法相当的基础上,SNR、PSNR 较文[10]能高出 2dB,MSSIM 高出 0.05 以上,较参考文献 [6] 高出 1dB 左右,MSSIM 高出约 0.05,PSNR,SNR 以及 MSSIM 指标整体与参考文献[4]方法持平,但文中在处理速度上仍然具备明显的优势,相当于参考文献[4]方法的 10 倍以上。

因此,在较强噪声影响下,图像较小且模糊核大小并未明显减小的条件下,文中相对参考文献 [4]方法在保证求解精度基本相当的前提下,具备十分明显的速度优势;另外在处理速度与参考文献[6]、[10]基本持平的条件下,可以获得更高的求解精度。综合速度与精度指标,文中方法仍然最优。

综上所述,文中方法相对参考文献[4]方法在保证求解精度时,具备 6 倍以上的速度优势,相对参考文献[6]方法 SNR、PSNR 能高出 1~7 dB,相对参考文献[10]通常能高出 2 dB,而 MSSIM 指标通常比二者均能高出 0.05 左右。综合算法的求解速度与精度,文中方法总体表现最优。

尤其在较强噪声,图像较小的情形,文中方法在速度与精度方面均表现优秀。

4.3 实拍图像去模糊效果对比

由于文中去模糊方法是一种非盲去模糊方法,对模糊图像去模糊需要确定的模糊核。为了进一步证明该方法的有效性,选取了参考文献[12]中的实拍模糊图像及其对应的模糊核。其中实拍图像大小为 512×512,模糊核大小为 39×39。

该组实验由于没有原始清晰图像,因此采用“灰度平均梯度”(Grayscale Mean Gradient, GMG)指标对去模糊图像进行无参考客观评价,其定义为:

GMG=

$$\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial j}\right)^2} / 2 \quad (21)$$

式中:图像 F 大小为 M×N。图像的平均梯度值越大,则说明图像的纹理越清晰,则图像复原质量越好。

为了尽量降低由于模糊核估计不够准确的误差影响,图 5 中的去模糊图像均是对处理结果进行了边缘剪裁,取图中效果较好的部分进行对比,可以看出,各方法处理结果差别很小,处理结果都比较好。从表 3 可以看出,文中方法去模糊图的平均梯度

仅次于参考文献 [4] 方法,同时继续保持其速度优势,说明文中方法对于实拍图像的处理依然比较有效,但需要模糊核的估计尽量准确。

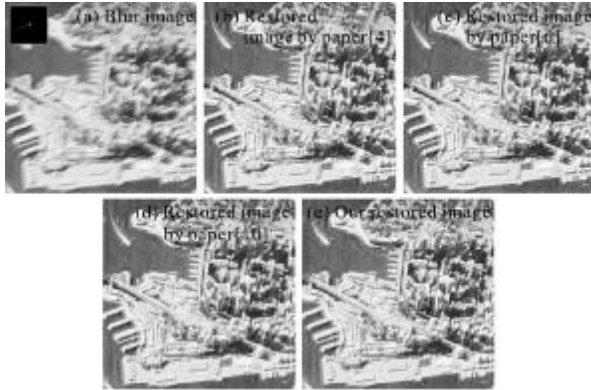


图 5 实拍图像不同去模糊方法效果对比

Fig.5 Comparison of deblurring results of different methods for real world image

表 3 实拍图像去模糊效果对比

Tab.3 Comparison of deblurring results of different methods for real world blurred image

Restoration algorithm	GMG	Time/s
Method of ref.[4]	10.985 3	81.94
Method of ref.[6]	10.174 3	3.37
Method of ref.[10]	10.301 4	4.84
Proposed method	10.896 3	9.78

## 5 结 论

文中通过采用联合频域与小波域的方法,建立了图像去模糊的最优化求解模型,将图像的总变分 TV 作为算法求解的目标函数中的正则约束项,每次迭代时,对模糊图像小波系数进行二步迭代前,首先对图像灰度层进行 TV 优化去噪约束,而不是基于图像小波系数层面的 TV 去噪约束。相对于参考文献[6]方法,SNR、PSNR 最多能高出 1~7 dB, MSSIM 高出 0.05,相对于基于图像先验信息的去模糊方法<sup>[4]</sup>,在保证恢复图像质量各指标的优势时,具备 6 倍以上明显的速度优势,尤其适用于图像较大,噪声较弱的图像去模糊条件,是一种能够兼顾图像复原

质量和速度的有效算法。

## 参考文献:

- [1] Wu Zhenyu, Du Shaojun, Yao Hongli. Restoration and identification of defocus blurred image based on in-focus degree [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(4): 772-776. (in Chinese)
- [2] Le Xiang, Cheng Jian, Li Min. Improved approach to motion blur identification based on Radon transform [J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(5): 963-969. (in Chinese)
- [3] Wang Zhile, Zhao Ming, Li Bo, et al. Space variant image restoration based on maximum likelihood [J]. Infrared and Laser Engineering, 2012, 41(7): 1947-1951. (in Chinese)
- [4] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 70.
- [5] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing [M]. New York: The Academic Press, 1998.
- [6] Neelamani R, Choi H, Baraniuk R. ForWaRD: Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(2): 418-433.
- [7] Mearovic V Z, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Regularized constrained total least squares image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(8): 1096-1108.
- [8] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60: 259-268.
- [9] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications [J]. Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20: 89-97.
- [10] Bioucas-dias J M, Figueiredo M A T. A new TwIST: two step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [11] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-606.
- [12] Dong W D, Feng H J, Xu Z H, et al. Multi-frame blind deconvolution using sparse priors [J]. Optics Communications, 2012, 285: 2276-2288.