

# 凹凸范数比值正则化的快速图像盲去模糊

余义斌<sup>1,2</sup>, 彭念<sup>1,2</sup>, 甘俊英<sup>1</sup>

(1. 五邑大学信息工程学院, 广东江门 529020; 2. 浙江省信号处理重点实验室, 浙江杭州 310023)

**摘要:** 模糊图像可表示为清晰图像和模糊核函数的卷积, 由模糊图像恢复出清晰图像, 需要同时估计模糊核和清晰图像, 因此是一个病态问题. 优化含有先验项的代价函数是求解病态问题最有效方法之一. 针对图像盲去模糊问题, 本研究提出具有更强稀疏表达能力的凹凸范数比值正则化先验项, 在用变量分裂法求解模型时, 提出用 L1 范数保真项更新估计图像, 在更新模糊核时, 提出使用线性递增权重参数对模糊核按多尺度方法由粗到细逐步估计, 当获得模糊核后, 利用封闭阈值公式估计清晰图像. 该方法能快速得到高质量的清晰图像, 实验结果验证了模型的有效性和算法的快速性.

**关键词:** 凹凸范数比值正则化; 图像盲去模糊; 变量分裂法; 封闭阈值

**中图分类号:** TN911      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2016)05-1168-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.022

## Fast Blind Image Deblurring Using Ratio of Concave Norm to Convex Norm Regularization

YU Yi-bin<sup>1,2</sup>, PENG Nian<sup>1,2</sup>, GAN Jun-ying<sup>1</sup>

(1. Information Engineering School, Wuyi University, Jiangmen, Guangdong 529020, China;

2. Zhejiang Key Laboratory for Signal Processing, Hangzhou, Zhejiang 310023, China)

**Abstract:** Blurry image can be represented as the convolution of a latent image and a blur kernel, so it is an ill-posed problem to solve the kernel and the latent image inversely from a single blurry image. The most effective way to solving ill-posed problem is using cost function with priori term. For blind image deblurring problem, we propose a ratio of convex norm to concave norm as a regularization priori term, which has more sparse representation ability. When solving the model by variable splitting method, we propose L1 norm fidelity term to update high-frequency information of the latent image. At the stage of updating the blurring kernel, we propose a linear increasing weight parameter to estimate the blurring kernel gradually by multi-scale approach from coarse to fine. After obtaining the blur kernel, we use a closed threshold formula to estimate the latent image. This method can obtain high-quality image efficiently. The experimental results demonstrate the effectiveness of the model and the rapidity of the algorithm.

**Key words:** ratio of concave norm to convex norm regularization; blind image deblurring; variable split method; closed-form threshold

## 1 引言

常见的图像模糊包括因聚焦不当引起的散焦模糊, 因相机与被拍摄目标存在相对运动引起的运动模糊和由光学系统缺陷引起的像差模糊等几类. 图像模糊会使图像的有用信息丢失, 如日常生活与工业生产中广泛使用的数码相机在获取图像过程中, 普遍存在

着一定程度的散焦模糊和运动模糊, 直接影响图像质量, 又如车辆识别监控系统中, 车牌模糊将直接导致图像特征提取等后续图像分析失败. 因此图像去模糊研究具有重要意义.

1990 年以前, 图像去模糊技术主要基于空域局部滤波方法<sup>[1,2]</sup>, 这类方法优点是计算速度快, 但其去模糊效果较差. 1990 年至 2005 年, 基于稀疏变换域的图

像去模糊技术是这一阶段的主流,这类方法去模糊质量较高.2006 年至今,图像去模糊技术的热点主要集中在非局部相似性方法和稀疏表示方法上<sup>[3-8]</sup>.主要要解决的问题依然是去模糊质量与速度.近几年来,稀疏表示与词曲学习方法在图像处理中取得了显著成功,并广泛应用图像去卷积中,基于  $l_1$  范数的正则化词曲学习方法同样也在图像去模糊研究中取得了初步成功,但其稀疏表达能力不及  $l_q(0 < q < 1)$  范数<sup>[7]</sup>,且这种非凸模型求解速度也有待提高.本文提出一种基于凹凸范数比值正则化项的非凸优化模型,针对图像盲去模糊问题,用多尺度方法估计模糊核,基于封闭阈值公式计算恢复图像,实现快速、有效的图像盲去模糊.

## 2 相关研究

图像去模糊按模糊核是否已知可分为非盲去模糊<sup>[3,8,9]</sup>和盲去模糊<sup>[4,10,11]</sup>.非盲去模糊是在模糊核已知情况下恢复出清晰图像,因为有模糊核这个非常重要的信息,去模糊相对容易,主要任务是如何在保持细节情况下恢复出清晰图像.盲去模糊是在模糊核未知情况下恢复清晰图像,在这种情况下,除模糊图像外,没有其它任何信息,因此,与非盲去模糊相比,盲去模糊是难度更大的病态问题.

对于去模糊这类病态问题,通常利用先验项将其转化为优化问题求解,一般都能得到较好的解.盲去模糊图像恢复的一般模型为

$$\min_{u,k} \|u \otimes k - f\|_2^2 + \lambda f(u) + \alpha h(k) \quad (1)$$

其中  $f$  表示模糊图像,  $k$  表示模糊核,  $u$  表示清晰图像,  $\otimes$  表示卷积运算.  $f(u)$ ,  $h(k)$  分别为关于清晰图像  $u$  和模糊核  $k$  的先验项,  $\lambda$  和  $\alpha$  分别为其对应的正则化权重参数.

Krishnan 利用超拉普拉斯分布近似模拟长尾分布并引入  $l_q$  范数<sup>[12]</sup>,即  $f(u) = \|\nabla u\|_q^q$ ,  $l_q$  先验项在图像去噪中取得了较好的效果.因为在图像去模糊过程中,模糊减弱了高频,使得  $l_1$  范数值变小,即较小的  $l_1$  范数对应的是模糊图像.由于模糊能同时减小  $l_1$  和  $l_2$  范数,而  $l_2$  范数减小的更快,所以  $l_1/l_2$  将随图像模糊程度的减小而减小,即可以通过减小  $l_1/l_2$  来获得清晰图像.因此, Krishnan 采用归一化拉普拉斯先验  $l_1/l_2$  建立代价函数<sup>[4]</sup>

$$\min_{x,k} \|x \otimes k - y\|_2^2 + \|x\|_1 / \|x\|_2 + \psi \|k\|_1 \quad (2)$$

式中,  $x$  为清晰图像  $u$  的梯度变换,  $y$  为  $f$  的高频信息.在求解  $x$  时,可以将  $\|x\|_2$  看成一个常数,那么模型转换为

$$\min_x \|x\|_2 \|x \otimes k - y\|_2^2 + \|x\|_1 \quad (3)$$

采用迭代收缩阈值算法 (ISTA)<sup>[13]</sup> 快速求解式 (3)

的  $l_1$  正则化问题.同样,由模型 (2) 可得到求解  $k$  的模型为

$$\min_k \|x \otimes k - y\|_2^2 + \psi \|k\|_1 \quad (4)$$

这类模型及算法在图像去模糊中取得了较好的效果.

## 3 凹凸范数比值正则化模型与求解算法

图像模糊模型为

$$f = u \otimes k + n \quad (5)$$

其中  $f$  表示模糊图像,  $k$  表示模糊核,  $u$  表示清晰图像,  $n$  表示噪声.

### 3.1 凹凸范数比值正则化模型

本文提出的模型与现有盲去模糊模型 (2) 最主要的差别是:当求解清晰图像  $u$  的梯度变换  $x$  和模糊核  $k$  时,由原来的 1 个代价函数变为两个代价函数求解.求解  $x$  时(对应于模型的第一个代价函数),将自然图像梯度的长尾分布作为先验子引入第一个代价函数中,即采用凹凸范数比值  $l_1/l_2$  作为先验项,凹凸范数比值项实际上是超拉普拉斯项除以图像的总能量得到的归一化值,同时,不同于现有方法,第一个代价函数的保真项选择  $l_1$  范数而非  $l_2$  范数,使用  $l_1$  范数保真项既可保证模型对(广义)噪声的鲁棒性,又使凹凸范数先验正则化模型更容易求解;求解  $k$  时(对应于模型的第二个代价函数),保真项选择  $l_2$  范数,正则化项选择  $l_1$  范数,该代价函数为一般的非光滑二次凸函数,可保证模型的全局收敛性.由两个代价函数组成的优化模型为

$$\begin{cases} \min_x \|x \otimes k - y\|_1 + \|x\|^q / \|x\|_2 \\ \min_k \lambda_1 \|x \otimes k - y\|_2^2 + \psi \|k\|_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $x$  为清晰图像  $u$  的梯度变换,即  $x = \nabla u$ ,  $y$  为  $f$  的高频信息,由离散滤波器  $\nabla_x = [1, -1]$ ,  $\nabla_y = [1; -1]$  产生,即  $y = [\nabla_x f, \nabla_y f]$ ,  $\lambda, \lambda_1, \psi$  为正则化权重参数,  $0 < q < 1$ ,对于模糊核  $k$  的元素,应满足约束条件  $k \geq 0$ ,  $\sum_i k_i = 1$ .

### 3.2 凹凸范数比值正则化求解算法

求解凹凸范数比值正则化模型 (6) 分两步进行,第一步,更新清晰图像  $u$  的梯度变换  $x$ ,第二步,更新模糊核  $k$ .本文对每一尺度的清晰图像和模糊核由粗尺度到细尺度逐步进行,当获得模糊核  $k$  后,利用封闭阈值公式求解清晰图像  $u$ .具体求解过程如下:

(1)  $x$  更新

更新  $x$  时,保真项选择  $l_1$  范数,正则化项为凹凸范数比值,求解模型为

$$\min_x \|x \otimes k - y\|_1 + \|x\|^q / \|x\|_2 \quad (7)$$

因存在正则化项  $\|x\|^q / \|x\|_2$ ,  $x$  的更新是一个非凸问题,在迭代求解过程中,考虑到前后两次迭代中  $\|x\|_2$  的非突变性,为简化问题求解,将前一次迭代得到的

$\|\mathbf{x}\|_2$  值作为当前迭代优化的常量,即将  $\|\mathbf{x}\|_2$  视为常数<sup>[4]</sup>,式(7)则可以变为非凸  $\|\mathbf{x}\|^q$  范数的正则化模型

$$\min_{\mathbf{x}} \lambda \|\mathbf{x}\|_2 \|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y}\|_1 + \|\mathbf{x}\|^q \quad (8)$$

因式(8)为一非凸函数,本文采用变量分裂法迭代求解,即引入 1 个二次项,改善目标函数的非凸性.引入辅助变量为  $\mathbf{v}$ ,令  $\mathbf{v} = \mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y}$ ,权重参数为  $\theta$ ,式(8)变为

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{v}} \lambda \|\mathbf{x}\|_2 \|\mathbf{v}\|_1 + \|\mathbf{x}\|^q + \frac{\theta}{2} \|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}\|_2^2 \quad (9)$$

在  $\mathbf{x}$  更新过程中,用变量分裂法求解时,不同于现有方法,本论文采用动态权重参数  $\theta$ ,即根据不同尺度按线性递增方式取值

$$\theta_i = c_i \theta_0 \quad (10)$$

其中  $\theta_0$  表示  $\theta$  的初始值,  $c_i$  与尺度  $i$  成线性关系,即  $c_i = 2i$ .

在每一步迭代时,由于将  $\lambda \|\mathbf{x}\|_2$  视为常数,因此,可用  $\beta$  表示,同时将式(9)分解为求  $\mathbf{v}$  和  $\mathbf{x}$  两个模型

$$\min_{\mathbf{v}} \beta \|\mathbf{v}\|_1 + \frac{\theta}{2} \|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}\|_2^2 \quad (11)$$

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|^q + \frac{\theta}{2} \|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}\|_2^2 \quad (12)$$

对式(11)求导,得

$$\mathbf{v} = \mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \frac{\beta}{\theta} \text{sign}(\mathbf{v}) \quad (13)$$

利用阈值公式求解

$$\mathbf{v} = \max(|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y}| - \frac{\beta}{\theta}, 0) \cdot \text{sign}(\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y}) \quad (14)$$

对式(12)求导,得  $q \|\mathbf{x}\|^{q-1} + \theta(\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}) \mathbf{k}^T$ ,其迭代计算式为

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k - \Delta t [q \|\mathbf{x}\|^{q-1} + \theta(\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}) \mathbf{k}^T] \quad (15)$$

式中,  $\mathbf{x}^{k+1}$  表示第  $k+1$  步的  $\mathbf{x}$  值,  $\Delta t$  为迭代步长,利用阈值公式求解

$$\mathbf{x}^{k+1} = \max(|\mathbf{x}^k - \Delta t \theta(\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}) \mathbf{k}^T| - \Delta t q \|\mathbf{x}\|^{q-1}, 0) \cdot \text{sign}[\mathbf{x}^k - \Delta t \theta(\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y} - \mathbf{v}) \mathbf{k}^T] \quad (16)$$

### (2) $\mathbf{k}$ 更新

为保证模糊核计算的准确性和鲁棒性,对模糊核的估计采用多尺度方法由粗到细逐步进行,每一尺度下都涉及到  $\mathbf{x}$  和模糊核  $\mathbf{k}$  的插值与更新,粗细尺度由模糊核的大小决定,初始核大小为  $3 \times 3$ ,用粗尺度估计出的模糊核和清晰图像插值放大后作为细尺度的初始值,通过最小化目标函数找到最优模糊核  $\mathbf{k}$ .

更新  $\mathbf{k}$  时,保真项选择  $l_2$  范数,正则化项为  $l_1$  范数,求解模型为

$$\min_{\mathbf{k}} \lambda_1 \|\mathbf{x} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{y}\|_2^2 + \psi \|\mathbf{k}\|_1 \quad (17)$$

在模糊核的更新过程中,利用 IRLS 方法<sup>[14]</sup>计算模

糊核  $\mathbf{k}$  的权重

$$\mathbf{w}_k = \frac{\psi}{2\lambda_1} \odot [\max(|\mathbf{k}_{k-1}|, 0.0001)]^{0.01} \quad (18)$$

式中,  $\mathbf{k}_{k-1}$  为上次迭代更新的模糊核,  $\mathbf{w}_k$  为更新的模糊核  $\mathbf{k}$  的权重.计算出模糊核的权重后,再利用共轭梯度法估计出该尺度下的模糊核  $\mathbf{k}$ ,将  $\mathbf{k}$  中负值元素设为 0,然后重新归一化,将该尺度下的模糊核经过上采样作为细尺度的初始模糊核.

在最细尺度求出模糊核函数  $\mathbf{k}$  后,问题变为非盲去卷积,求解模型为

$$\min_{\mathbf{u}} \frac{\lambda_2}{2} \|\mathbf{u} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{f}\|_2^2 + \|\nabla \mathbf{u}\|_q^q \quad (19)$$

通过对比文献[5],[6]和[11]三种非盲去卷积算法,本文采取文献[5]的封闭阈值算法求解,该算法简单,恢复效果好,而且速度快.

对式(19),令  $\mathbf{d} = D\mathbf{u}$ ,其中  $D$  表示  $\nabla$  运算,将变量  $\mathbf{u}$  与  $D$  分离,便于分步求解,同时增加  $l_2$  范数的平方项,引入相应的正则化权重参数  $\beta_1$ ,模型转换为

$$\min_{\mathbf{u}, \mathbf{d}} \frac{\lambda_2}{2} \|\mathbf{u} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\beta_1}{2} \|D\mathbf{u} - \mathbf{d}\|_2^2 + \|\mathbf{d}\|_q^q \quad (20)$$

模型(20)求解分两步进行,即分别求  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{d}$ .求解  $\mathbf{u}$  时,直接对式(20)求导,并用二维快速傅里叶变换求最优解

$$\mathbf{u} = F^{-1} \left( \frac{F(\frac{\beta_1}{\lambda_2} D^T \mathbf{d}) + F(\mathbf{k})^* \odot F(\mathbf{f})}{\frac{\beta_1}{\lambda_2} [F(D_h^T D_h)] + F(D_v^T D_v) + F(\mathbf{k})^* \odot F(\mathbf{k})} \right) \quad (21)$$

其中  $F$  和  $F^{-1}$  分别表示傅里叶正变换和逆变换,  $*$  表示复共轭,  $\odot$  表示点乘,  $D_h$  和  $D_v$  分别表示水平梯度和垂直梯度变换.

求解  $\mathbf{d}$  时,分两种情况给出封闭阈值公式:当  $q = 1/2$  时<sup>[5,15]</sup>

$$\mathbf{d} = \begin{cases} \frac{2}{3} |\mathbf{a}| \left[ 1 + \cos\left(\frac{2\pi}{3} - \frac{2\varphi_{\lambda}(\mathbf{a})}{3}\right) \right], & \text{if } \mathbf{a} > p(\lambda_2) \\ 0, & \text{if } |\mathbf{a}| \leq p(\lambda_2) \\ -\frac{2}{3} |\mathbf{a}| \left[ 1 + \cos\left(\frac{2\pi}{3} - \frac{2\varphi_{\lambda}(\mathbf{a})}{3}\right) \right], & \text{if } \mathbf{a} < -p(\lambda_2) \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $\varphi_{\lambda}(\mathbf{a}) = \arccos\left[\frac{\lambda_2}{8} \left(\frac{|\mathbf{a}|}{3}\right)^{-\frac{1}{q}}\right]$ ,

$$p(\lambda_2) = \frac{\sqrt[3]{54}}{4} (\lambda_2)^{\frac{1}{q}}, \mathbf{a} = D\mathbf{u}.$$

当  $q = 2/3$  时<sup>[15]</sup>

$$d = \begin{cases} \left( \left( |A| + \sqrt{\frac{2|a|}{|A|} - |A|^2} \right) / 2 \right)^3, & \text{if } a > p(\lambda_2) \\ 0, & \text{if } |a| \leq p(\lambda_2) \\ - \left( \left( |A| + \sqrt{\frac{2|a|}{|A|} - |A|^2} \right) / 2 \right)^3, & \text{if } a < -p(\lambda_2) \end{cases} \quad (23)$$

其中,  $|A| = \frac{2}{\sqrt{3}} \lambda_2^{\frac{1}{4}} \left[ \cosh\left(\frac{\phi}{3}\right) \right]^{\frac{1}{2}}$ ,  $\phi = \operatorname{arccosh}\left(\frac{27a^2}{16} \lambda_2^{-\frac{3}{2}}\right)$ ,

$$p(\lambda_2) = \frac{2}{3} (3\lambda_2^3)^{\frac{1}{4}}.$$

在图像盲去模糊实验中,因用  $l_{2,3}$  范数恢复出的图像效果略优于  $l_{1,2}$  范数的,所以本文采用  $l_{2,3}$  范数的阈值公式对图像进行去模糊处理. 算法归纳如算法 1 所示, 算法流程如图 1 所示.

**算法 1 凹凸范数比值正则化盲去模糊求解算法**

输入参数:模糊图像  $f$ , 初始核大小  $3 \times 3$ , 最大核尺寸即为图像的尺寸  
用离散滤波器获取高频信息,  $y = [\nabla_x f, \nabla_y f]$ ,  $x = y$

1. 从信息  $y$  中估计出模糊核  $k$ 
  - 由粗尺度到细尺度迭代:
    - (a) 利用  $l_q/l_2$  正则化估计  $x$  (式(16)),
    - (b) 利用 IRLS 算法估计模糊核  $k$  (式(17))
 更新的  $x$  和  $k$  经过插值放大, 作为细尺度的初始值
2. 由模糊图像  $f$  和模糊核  $k$  估计清晰图像  $u$ 
  - 利用封闭阈值公式进行非盲去模糊求清晰图像  $u$  (式(21)或式(23))

输出参数:清晰图像  $u$  和模糊核  $k$

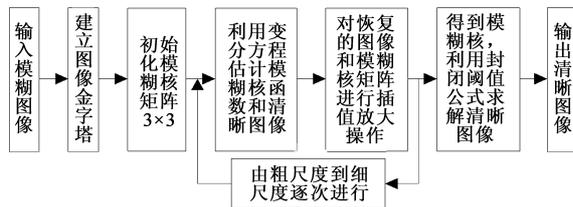


图1 算法流程图

**3.3 收敛性分析**

(1) 模型的收敛性分析

对式(6), 令  $f(x) = \lambda \|x \otimes k - y\|_1 + \|x\|^q / \|x\|_2$ , 令  $g(k) = \lambda_1 \|x \otimes k - y\|_2^2 + \psi \|k\|_1$ ,  $f(x)$  为存在局部极值点的凹函数,  $g(k)$  为二次凸函数. 不失一般性, 假定问题存在唯一解. 本论文采用轮换优化凹函数  $f(x)$  和凸函数  $g(k)$  方法, 当对凹函数  $f(x)$  的寻优陷入局部极值区域时, 二次凸函数  $g(k)$  借助于其梯度下降方向帮助凹函数  $f(x)$  越过局部极值区域, 直至逼近全局极小值点. 因此, 本模型具有全局收敛性.

(2) 算法的收敛性分析

算法 1 优化凹函数  $f(x)$  时, 采用了变量分裂法, 即

引入了二次函数项(式(9)第 3 项), 改善了凹函数的凸性; 同时, 优化二次凸函数  $g(k)$  时, 可保证算法的全局收敛性. 另外, 在式(20)第二项引入了二次项, 进一步加快了算法的收敛性. 总之, 较传统算法, 本算法既显著改善了  $l_q$  凹函数收敛性问题, 同时也提高了  $l_1$  优化算法收敛速度, 第 4 部分的实验结果也验证了本算法的快速收敛性.

**3.4 算法的复杂性分析**

本算法的复杂性较低主要体现在: (1) 算法从粗尺度到细尺度迭代, 设迭代次数为  $M$ , 在每一个尺度下, 清晰图像和模糊核交互迭代更新, 其中清晰图像的更新次数设为  $Q_1$ , 模糊核更新的次数设为  $Q_2$ , 则总的迭代次数为  $M(Q_1 + Q_2)$ . 与其它算法相比, 当优化  $f(x)$  和  $g(k)$  时, 本文方法均采用变量分裂法并引入二次项, 使算法具有超线性收敛性, 减小了  $Q_1$  和  $Q_2$ , 导致总迭代次数  $M(Q_1 + Q_2)$  减小; (2) 因采用封闭阈值公式直接求出清晰图像, 避免了求解式(20)中  $d$  的多次迭代计算, 因而降低了计算复杂性. 第 4 部分的实验结果也验证本文方法具有较低的计算复杂性.

**4 实验结果与分析**

本文选用的图像来自图像去模糊中常用的图像, 其中包括文献[4]部分图像. 首先对图像进行梯度变换, 获取图像高频信息, 然后采用多尺度方法对模糊核进行估计, 模糊核初始大小为  $3 \times 3$ , 若模糊图像尺寸为  $h \times h$ , 模糊核大小由粗尺度下的  $3 \times 3$  以  $\sqrt{2}$  的速率增大并取整到最细尺度下的  $h \times h$ .

$x$  更新时内部迭代和外部迭代次数均设置为 2 次, 并取最大步长为  $10^{-4}$ , 以避免在迭代过程代价数值的波动.

求解出模糊核  $k$  之后, 利用  $q = 2/3$  时的封闭阈值公式求解清晰图像  $u$ . 求解式(20)时, 引入权重参数  $\beta_1$ , 在  $u$  和辅助变量  $d$  的交互迭代过程中,  $\beta_1$  的初始值设为 1, 最大值为 256, 在迭代过程中  $\beta_1$  以  $\sqrt{2}$  的倍数递增, 直到  $\beta_1 > 256$  结束, 最终恢复出清晰图像. 理论上, 每一幅图像对应一个固定的权重参数  $\lambda_2$ , 实际仿真实验中, 对于所有图像, 选取为固定值, 即  $\lambda_2 = 3000$ .

**4.1 图像恢复效果比较**

本文将通用软阈值去卷积算法 (GST)<sup>[6]</sup>, Krishnan 算法<sup>[4]</sup> 和本文的算法进行比较. 由于 GST 算法用于图像的非盲恢复中, 因此, 用本文提出算法估计得到的模



图2 Plate图像

糊核作为 GST 算法的已知核. 三种方法的图像去模糊效果如图 2 至图 6 所示. 其中每幅图像的图(a)为模糊图像,图(b)对应于 Krishnan 方法,图(c)对应于 GST 算法,图(d)对应于本文算法. 从图中可以看出,本文方法的去模糊效果优于 Krishnan 方法与 GST 算法,主要体现在伪影明显减少,图像细节部分更清晰. 因为没有原始的清晰图像,因此无法给出对去模糊效果的客观评价.



图3 Lyndsey图像



图4 Pietro图像

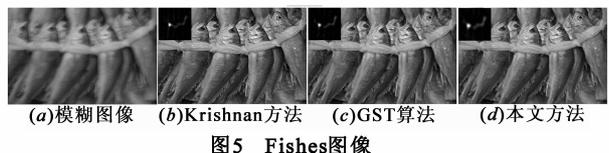


图5 Fishes图像

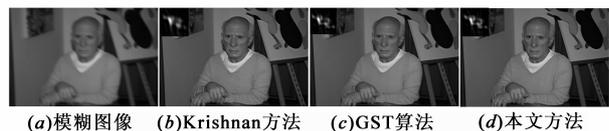


图6 Man图像

## 4.2 图像恢复速度比较

本研究采用 3.10GHz 的 Intel CPU 和 4GB 内存的计算机处理相同的图像,对 Krishnan 方法,GST 算法与本文提出的方法在处理速度上进行比较,比较结果如表 1 所示,单位为秒.

表1 三种去模糊方法运行时间比较

| 模糊图像                         | 核大小     | Krishnan 方法 | GST 算法 | 本文方法  |
|------------------------------|---------|-------------|--------|-------|
| 图 2 Plate(1166 × 1600 × 3)   | 25 × 25 | 219.2       | 160.8  | 145.6 |
| 图 3 Lyndsey(1280 × 1024 × 3) | 27 × 27 | 51.4        | 54.6   | 46.6  |
| 图 4 Pietro(636 × 848 × 3)    | 27 × 27 | 57.3        | 45.7   | 35.2  |
| 图 5 Fishes(558 × 858 × 3)    | 31 × 31 | 166.2       | 89.1   | 81.6  |
| 图 6 Man(532 × 800 × 3)       | 25 × 25 | 57.3        | 47.1   | 43.2  |

由表 1 可看出,相比于 Krishnan 方法和 GST 算法,

本文提出的凹凸范数比值正则化的图像盲去模糊方法在处理相同图像、估计相同大小模糊核所消耗的时间最短,即本文方法运行速度最快. 从消耗时间上看,尽管 GST 算法与本文方法较接近,但因其为非盲去模糊方法而使用了本文估计的模糊核,因此在运行速度上也得宜于本文方法.

## 4.3 图像恢复过程中参数的影响

在模糊核的求解过程中,参数  $\lambda$  和  $\lambda_1$  的值为常数,而且在一定范围内取值越大,模糊核越收敛,取值越小,模糊核越发散,不同的图像对应不同的值. 求解清晰图像时,权重参数  $\lambda_2$  的值也为常数,取值越大,获得的图像越锐化,取值越小,图像越模糊.

在  $x$  更新过程中,利用变量分裂法求解,引入权重参数  $\theta$ ,在多尺度求解过程中,若  $\theta$  采用定值,则图像恢复质量明显下降,主要包括细节模糊,模糊核不收敛等问题,如图 7(a)所示. 本文提出的动态  $\theta$  随尺度线性增加的取值方法,即  $\theta_i = c_i \theta_0$ ,明显地改善了图像恢复质量,模糊核也能更好地收敛,如图 7(b)所示.



图7 Mukta图像

## 5 结论

本文提出了一种凹凸范数比值正则化的图像盲去模糊模型,即利用  $l_1/l_2$  范数作为正则化先验项,采用多尺度方法由粗尺度到细尺度逐步迭代求解,用变量分裂法求解模型时,提出用 L1 范数保真项更新估计图像的高频信息,在清晰图像恢复时,采用封闭阈值公式以解析解的形式给出,提高了算法速度,同时,更新模糊核时,提出使用线性递增权重参数对模糊核按多尺度方法由粗到细逐步进行估计,进一步改善了模糊核的收敛性,提高了去模糊图像质量. 实验结果表明,该模型能够更好地恢复出清晰图像,其效果在图像细节处更明显,而且相比于其它两种方法,该模型的求解算法计算速度更快.

由图 7(b)可知,虽然恢复图像在眼睛、相机、衣服等处去模糊效果较其它两种方法更好,但对于脸部,仍存在少许颜色干扰问题,这些问题将在后续的研究中找到解决办法.

## 参考文献

- [1] Helstrom C W. Image restoration by the method of least squares[J]. Journal of the Optical Society of America (JOSA), 1967, 57(3): 297 – 303.
- [2] Richardson W H. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. Journal of the Optical Society of America (JOSA), 1972, 62(1): 55 – 59.
- [3] Yuan L, Sun J, Quan L, et al. Progressive inter-scale and intra-scale non-blind image deconvolution[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008, 27(3): 74 – 83.
- [4] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Proceedings[C]. Colorado: IEEE, 2011: 233 – 240.
- [5] Cao W F, Sun J, Xu Z B. Fast image deconvolution using closed-form thresholding formulas of  $L_q$  ( $q = 1/2, 2/3$ ) regularization [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(1): 31 – 41.
- [6] Zuo W M, Meng D Y, Zhang L, et al. A generalized iterated shrinkage algorithm for non-convex sparse coding[A]. IEEE international conference on computer vision (ICCV) Proceedings[C]. Sydney: IEEE, 2013: 217 – 224.
- [7] Gong P G, Zhang C S, Lu Z S, et al. A general iterative shrinkage and thresholding algorithm for non-convex regularized optimization problems[EB/OL]. <http://arxiv.org/abs/1303.4434>, 2013-03-01.
- [8] Cho S, Wang J, Lee S. Handling outliers in non-blind image deconvolution[A]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) Proceedings[C]. Barcelona: IEEE, 2011: 495 – 502.
- [9] Schmidt U, Rother C, Nowozin S, et al. Discriminative non-blind deblurring[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Proceedings[C]. Portland: IEEE, 2013: 604 – 611.
- [10] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[A]. IEEE international conference on computer vision (CVPR), Proceedings[C]. Miami: IEEE, 2009: 1964 – 1971.
- [11] Cai J F, Ji H, Liu C, et al. Blind motion deblurring from a single image using sparse approximation[A]. IEEE international conference on computer vision (CVPR) Proceedings[C]. Miami: IEEE, 2009: 104 – 111.
- [12] Krishnan D, Fergus R. Fast Image Deconvolution using Hyper-Laplacian Priors[A]. Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) Proceedings[C]. Whittier: MIT Press, 2009, 22: 1 – 9.
- [13] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183 – 202.
- [14] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2007, 26(3): 70 – 79.
- [15] Xu Z B. Data modeling: Visual psychology approach and  $L1/2$  regularization theory[A]. International Congress of Mathematicians (ICM) Proceedings[C]. Hyderabad: International Mathematical Union, 2010: 3151 – 3184.

## 作者简介



余义斌(通信作者) 男, 1966 年生于湖北省. 2006 年毕业于重庆大学, 获博士学位. 现为五邑大学信息工程学院副教授. 主要研究方向为图像分析, 凸优化理论, 计算机视觉与模式识别等.

E-mail: yuyibintony@163.com



彭念 女, 1992 年生于湖北省. 2011 年毕业于武汉工程大学, 获学士学位, 现为五邑大学信息工程学院硕士研究生, 主要研究方向为图像处理, 压缩感知与稀疏表示.

E-mail: 790893173@qq.com



甘俊英 女, 1965 年生于江西省. 2003 年毕业于北京航空航天大学, 获博士学位. 现为五邑大学信息工程学院教授. 主要研究方向为图像处理与人脸识别等.

E-mail: junyinggan@163.com