

# 基于正则化方法的图像盲去模糊\*

唐梦, 彭国华, 郑红婵

(西北工业大学理学院, 西安 710129)

**摘要:** 针对标准化稀疏先验的正则化方法估计复杂模糊核时的不准确性, 引入图像的预处理, 提出了一种图像盲去模糊的新方法。该方法将图像盲去模糊分为三个步骤: 利用双边滤波器和冲击滤波器对图像进行预处理, 使得图像的噪声降低、边缘突出, 有利于模糊核的估计; 对预处理后的图像, 利用基于标准化稀疏先验的正则化方法估计模糊核; 根据估计出的模糊核利用 TV 正则化方法对图像进行非盲去卷积。采用快速迭代收缩阈值算法和快速总变分图像复原算法分别求解模糊核估计模型和图像非盲去卷积模型。实验结果表明, 针对单幅模糊图像, 该方法可以估计出准确的模糊核, 对噪声具有鲁棒性, 并且提高了图像复原速度, 具有较好的图像恢复效果。

**关键词:** 图像去模糊; 正则化方法; 标准化稀疏先验; 模糊核估计; 双边滤波器; 冲击滤波器; TV 正则化

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2014)02-0596-04

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2014.02.067

## Blind image deblurring based on regularization method

TANG Meng, PENG Guo-hua, ZHENG Hong-chan

(School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** Aiming at the inaccuracy of estimating the complex blur kernel, which was based on the regularization method of the image normalized sparse prior, this paper introduced the image preprocessing and proposed a novel method of blind image deblurring. The method divided blind image deblurring into three procedures. Firstly, it adopted the bilateral filter and impact filter to preprocess the image. It could strengthen image edge and reduce noise, which would be good for estimating blur kernel. Then, estimated blur kernel based on the regularization method of the image normalized sparse prior. Finally, it adopted TV regularization method in non-blind deconvolution processing. Fast iterative shrinkage-thresholding algorithm solved the model of image blur kernel estimation, simultaneously fast total variation image restoration algorithm solved non-blind deconvolution mode. Experimental results show that the proposed method is fast and very robust, and can accurately estimate the blur kernel. Moreover, it can improve the restoration effect of the blur image.

**Key words:** image deblurring; regularization method; normalized sparse prior; kernel estimation; bilateral filter; impact filter; TV regularization

### 0 引言

在采用数码相机获取图像的过程中, 由于各种因素, 如离焦、衍射、光学系统的像差、成像设备与物体之间的相对运动、随机大气湍流和传感器的噪声等均能造成观察图像的退化。图像复原就是对退化图像品质的提升, 去除或减轻在获取数字图像过程中发生的图像质量下降, 以达到图像在视觉上的改善<sup>[1,2]</sup>。最典型的退化现象就是模糊和噪声, 本文主要讨论模糊图像的复原问题, 即去模糊。

图像的模糊过程可以建模为清晰图像与模糊核的卷积, 再加上噪声, 即  $g = k \otimes f + n$ 。其中:  $\otimes$  表示卷积算子;  $g$  表示观测的模糊图像;  $f$  是清晰图像;  $k$  是模糊核, 又称点扩散函数 (point spread function, PSF);  $n$  表示噪声。

模糊图像的逆处理过程称为图像去卷积, 其目的是由模糊图像恢复出清晰的图像。根据 PSF 是否已知, 将图像去卷积问题分为图像盲去卷积和图像非盲去卷积两类。

图像非盲去卷积是假设模糊图像和模糊核都已给出, 估计清晰图像。在图像的恢复处理中, 图像非盲去卷积是一个病态逆问题, 常常采用正则化方法建模为如下能量函数最小化模型进行求解:

$$\min_f \frac{1}{2} \|k \otimes f - g\|^2 + \lambda \psi(f)$$

其中: 第一项为数据保真项; 第二项为正则项 (或称约束项, 正则化函数);  $\lambda$  为正则化参数, 用来控制保真项与正则项之间的加权比例。根据正则项的不同, 产生了不同的正则化方法。最早的正则化方法是 1977 年 Tikhonov 等人<sup>[3]</sup>提出的 Tikhonov 正则化方法, 在图像去模糊问题中其正则项为  $\psi(f) = \|\nabla f\|_2^2$ , 等价于自然图像的高斯先验。该正则项可以有效地抑制噪声, 但是易产生过平滑图像, 使得处理结果仍然模糊。为了克服 Tikhonov 正则化方法过平滑的缺点, Rudin 等人<sup>[4]</sup>提出了总变分正则化 (total variation, TV) 方法, 在图像去模糊问题中其正则项为  $\psi(f) = \|\nabla f\|_1$ , 等价于自然图像的拉普拉斯先验。

**收稿日期:** 2013-03-04; **修回日期:** 2013-04-22      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (61070233)

**作者简介:** 唐梦 (1987-), 女, 陕西西安人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉 (tangmeng@mail.nwpu.edu.cn); 彭国华 (1962-), 男, 湖北黄冈人, 教授, 博导, 主要研究方向为计算机图形学、计算机辅助几何处理、图像处理、计算机视觉; 郑红婵 (1971-), 女, 陕西西安人, 教授, 主要研究方向为计算机辅助几何设计、计算机图形学、计算机图形图像处理。

TV 正则化方法不仅可以抑制噪声,而且能保留图像的边缘。根据这两种典型的正则化方法,后人不断改进,又产生了许多其他的正则化方法,如 Fergus 等人<sup>[5]</sup>提出了图像的混合高斯先验,Krishnan 等人<sup>[6]</sup>提出了图像的超拉普拉斯先验。

事实上,模糊核的信息通常是完全不知道的或者只知道部分信息。在这种情况下,清晰图像和模糊核都要估计,称这种情况为图像的盲去卷积。盲去卷积问题是更具挑战性的病态逆问题。类似于非盲去卷积,为了克服盲去卷积问题的病态性,通常采用正则化方法进行求解。由于模糊核的信息不完全,在求解过程中不仅需要利用清晰图像的先验知识,还需要有关约束模糊核估计的先验知识,即图像的盲去卷积可以建模为如下最小化问题:

$$\min_{f,k} \frac{1}{2} \|k \otimes f - g\|^2 + \lambda \psi(f) + \beta \varphi(k)$$

其中: $\lambda, \beta$  为正则化参数。

图像模糊核的先验知识根据模糊类型的不同而不同。基于模糊核的数学表达,盲去卷积分为半盲去卷积和全盲去卷积两类。半盲去卷积假设模糊核可以表示成一些带有参数的函数;全盲去卷积通常利用正则项来约束模糊核,如文献[7]中用关于模糊核的 TV 正则项约束光学模糊,文献[8]利用模糊核的稀疏先验约束较复杂的运动模糊,其他方法如文献[9]使用图像配准估计三维运动模糊核等。

盲去卷积中关于清晰图像的正则化方法与非盲去卷积中的正则化方法是相同的。例如,文献[7]在其盲去卷积方法中用 TV 正则化方法对图像进行约束;文献[8]在小波变换下采用了图像的稀疏先验;文献[10]中提出了图像的标准化稀疏先验等。

综上所述,在图像的去卷积问题中,清晰图像的先验知识和模糊核的先验知识具有非常重要的作用,但是构建图像的先验非常困难,由于图像一般都是高维的、非高斯统计的,需要在扩展的邻域内建模关系。先前大部分图像先验的设置都有一个主要的缺点,那就是能量函数最小化后求得的解往往不是真实解;而文献[10]中的正则化方法对真实图像具有最低的花费,并且建模的能量函数易于求解。因此本文采用文献[10]中基于标准化稀疏先验的正则化方法估计模糊核。针对较复杂的模糊核,文献[10]估计不准确,为了提高模糊核估计的准确性,引入图像的预处理。本文利用双边滤波器和冲击滤波器对模糊图像进行预处理,使得图像的噪声降低、边缘突出,利于模糊核的估计。根据估计的模糊核利用 TV 正则化方法对图像进行非盲去卷积。基于标准化稀疏先验的正则化方法所建立的模糊核估计模型和基于 TV 正则化方法所建立的图像非盲去卷积模型有很多求解算法,为了提高图像复原的速度,本文采用了快速迭代收缩阈值算法<sup>[11]</sup>和快速总变分图像复原算法<sup>[12]</sup>分别对两种模型进行求解。实验表明,本文方法不仅可以准确地估计出模糊核,提高图像复原速度,而且具有很好的图像恢复效果。

### 1 基于标准化稀疏先验的正则项

基于标准化稀疏先验的正则项<sup>[10]</sup>是指图像高频部分的 L1 范数与 L2 范数之比,即

$$\psi(f) = \frac{\|\nabla f\|_1}{\|\nabla f\|_2} \tag{1}$$

其中: $\nabla f$  是清晰图像的梯度图; $\|\cdot\|_1, \|\cdot\|_2$  分别表示图像的 L1 范数和 L2 范数。

首先考虑 L1 范数。L1 范数广泛应用于信号的稀疏表示,它是尺度变化的,可以最小化。在图像处理中,L1 范数常常用于惩罚图像的高频带。由于噪声本身位于图像的高频之处,所以噪声增加了图像的 L1 范数。最小化 L1 范数是图像去噪的一种方式。然而在图像模糊的模型中却是相反的,因为模糊减少了图像的高频带,所以也减少了图像的 L1 范数。因此,在盲去卷积问题的设置中,模糊核是唯一的稀疏约束,在图像的高频处最小化 L1 范数,会产生更模糊的图像。

L1/L2 函数最简单的解释是 L1 范数的标准化,使得 L1 范数成为尺度不变的,又 L1 范数用于信号的稀疏表示,所以称 L1/L2 为标准化稀疏先验的正则项。在模糊的过程中,虽然同时减少了图像的 L1 和 L2 范数,但是后者减少得更多,因此,两者的比值通过模糊而增加,图 1 给出了解释。图中的插图是来自标准图像库里的 Lena 图像,对其进行不同尺度(模糊核的大小从 1~20)的高斯模糊,再测量模糊图像的正则项花费。前人使用的正则项为  $\|(\nabla_x(f \otimes k))\|_\alpha + \|(\nabla_y(f \otimes k))\|_\alpha$ ,其中  $\nabla_x, \nabla_y$  分别是图像在  $x$  和  $y$  方向的偏导数, $\alpha$  取不同的值产生不同的正则项,测试实验中分别取 0.5、1、2;本文选取的正则项为  $\frac{\|[\nabla_x(f \otimes k), \nabla_y(f \otimes k)]\|_1}{\|[\nabla_x(f \otimes k), \nabla_y(f \otimes k)]\|_2}$ 。由图 1 显示,在去模糊过程中,前人的正则项花费在不断增加,而正则项 L1/L2 的花费在不断减小,因此使用 L1/L2 正则项更合适。

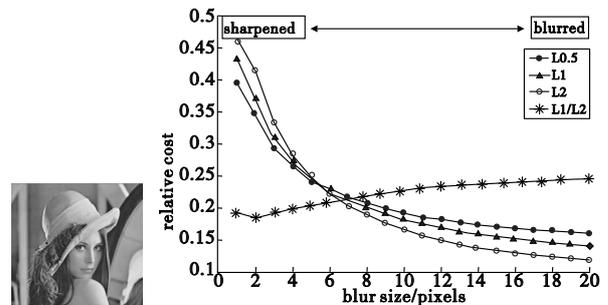


图 1 不同正则化方法在模糊过程中花费的变化趋势

针对标准图像 Lena 进行不同尺度的高斯模糊,模糊核的大小为 1~20,测量模糊图像的不同正则项的花费,其中 L0.5、L1、L2 表示正则项  $\|(\nabla_x(f \otimes k))\|_\alpha + \|(\nabla_y(f \otimes k))\|_\alpha$  中的  $\alpha$  分别取 0.5、1、2 时的花费;L1/L2 表示正则项  $\frac{\|[\nabla_x(f \otimes k), \nabla_y(f \otimes k)]\|_1}{\|[\nabla_x(f \otimes k), \nabla_y(f \otimes k)]\|_2}$  的花费。

图像的大部分能量包含在低频带和中频带,它们几乎不受模糊的影响,因此,在整幅图像的测量中 L1/L2 函数改变不大。相反的是,在模糊的过程中图像的高频信息发生了猛烈的变化。为了区别清晰图像和模糊图像,L1/L2 函数必须用于图像的高频带。由以上讨论可知,正则项 L1/L2 在去模糊过程中的能量不断减小,加快了去模糊的速度,并且它是尺度不变的,还包含了图像的梯度信息,易于优化。

### 2 基于正则化方法的图像盲去卷积

模糊图像的形成过程用如下模型建立:

$$g = k \otimes f + n$$

其中: $g$  是观察的模糊图像; $f$  是清晰图像; $k$  是模糊核; $n$  是零均值高斯噪声。本文的目的是由观测到的模糊图像  $g$  恢复出

清晰图像  $f$  和模糊核  $k$ 。算法 1 给出了本文算法的整体框架。

算法 1 算法的整体框架

a) 对模糊图像  $g$  进行预处理, 先使用双边滤波器处理  $g$ , 对处理后的图像再使用冲击滤波器进行处理, 获得预处理后的图像  $g'$ 。

b) 对  $g'$  应用导数滤波器, 产生  $g'$  的高频图像  $y$ , 由  $y$  对模糊核进行盲估计。

从粗尺度到细尺度循环, 迭代更新: 更新清晰图像的高频部分  $x$ , 使用 L1/L2 正则化方法; 更新模糊核  $k$ , 对求得的解进行上采样, 作为下一层细尺度的初始值。

c) 利用 TV 正则化方法恢复清晰图像, 使用  $k$ , 对  $g$  去模糊, 恢复出清晰图像  $f$ 。

2.1 图像的预处理

双边滤波器<sup>[13]</sup>利用邻域内像素点的空间邻近度和亮度相似信息, 可以有效地降低图像的噪声, 并且保持图像的边缘。双边滤波器公式表示为

$$R_i = \frac{1}{\gamma_i} \sum_{j \in \Omega} g_j d(\|i-j\|_2) l(\|g_i - g_j\|_1) \quad (2)$$

其中:  $d(\cdot)$  函数表示邻域点  $j$  与中心点  $i$  的空间邻近程度;  $l(\cdot)$  函数表示  $i, j$  两点间的亮度接近程度;  $g$  表示模糊图像;  $\Omega$  表示以  $i$  为中心的区域;  $\gamma_i$  为归一化因子;  $R_i$  为双边滤波响应。

冲击滤波器能够恢复模糊阶跃信号的边缘。冲击滤波器公式表示为

$$R_{t+1} = R_t - \text{sign}(\Delta R_t) \text{mag}(\nabla R_t) dt \quad (3)$$

其中:  $R_t$  为  $t$  时刻的图像;  $R_0$  为初始时刻的图像 (本文采用双边滤波器的输出图像);  $\Delta R_t$  为  $R_t$  的拉普拉斯算子;  $\text{mag}(\nabla R_t)$  为  $R_t$  的梯度幅度;  $dt$  为每次迭代的时间步长;  $\text{sign}$  为符号函数。

通常观察到的模糊图像含有噪声和细纹理。在模糊核的估计阶段, 一方面噪声对模糊核估计的准确性有着非常重要的影响, 另一方面模糊核的估计主要利用图像的高频信息, 而图像的边缘正对应于图像的高频信息, 因此利用双边滤波器和冲击滤波器对图像进行预处理, 有利于模糊核的估计。

2.2 基于标准化稀疏先验的正则化方法盲估计模糊核

利用预处理后图像的高频信息进行模糊核的盲估计。设预处理后的模糊图像为  $g'$ , 使用离散滤波  $\nabla_x = [1, -1], \nabla_y = [1, -1]^T$  产生图像的高频部分  $y = [\nabla_x g', \nabla_y g']$ 。空间不变模糊核的能量函数为

$$\min_{x,k} \lambda \|x \otimes k - y\|_2^2 + \frac{\|x\|_1}{\|x\|_2} + \beta \|k\|_1 \quad (4)$$

满足约束条件:  $k > 0, \sum_i k_i = 1$ 。其中:  $x$  是未知清晰图像的高频部分,  $k$  是未知的模糊核 ( $k_i$  是相互独立的元素)。

式(4)包括三项: 第一项为保真项, 第二、三项为正则项。其中第二项是关于  $x$  的正则化, 在图像的重建过程中增加了尺度不变的稀疏性; 第三项是关于模糊核  $k$  的正则化, 可以减少  $k$  的噪声。参数  $\lambda$  和  $\beta$  控制模糊核与图像正则化之间的相关性。

式(4)是高度非凸问题。优化该问题的标准方法是从初始  $x$  和  $k$  开始, 然后交替更新  $x$  和  $k$ 。

2.2.1  $x$  更新

关于  $x$  的子问题由式(5)给出:

$$\min_x \lambda \|x \otimes k - y\|_2^2 + \frac{\|x\|_1}{\|x\|_2} \quad (5)$$

由于正则项  $\frac{\|x\|_1}{\|x\|_2}$ , 使得式(5)是非凸问题。然而, 若从上一步的迭代中固定正则项的分母, 则可以把该问题转换为凸 L1-正则化问题。针对凸 L1-正则化问题, 利用压缩感知理论进行求解, 本文采用的是快速迭代收缩阈值算法 (FISTA)。FISTA 是一个快速求解一般线性逆问题的算法。一般线性问题模型如下:

$$\min_x \lambda \|Kx - y\|_2^2 + \|x\|_1 \quad (6)$$

在本文的应用中  $K$  为模糊核矩阵。FISTA 算法中的向量弱收缩算子为  $S$ 。

$$S_\alpha(x)_i = \max(|x_i| - \alpha, 0) \text{sign}(x_i) \quad (7)$$

FISTA 算法简单、高效, 在向量的弱收缩算子下, 它仅包含了矩阵  $K$  与向量  $x$  的乘法运算。

2.2.2 更新模糊核

更新了  $x$  之后, 更新模糊核  $k$ 。关于  $k$  的子问题由式(8)给出:

$$\min_k \lambda \|x \otimes k - y\|_2^2 + \beta \|k\|_1 \quad (8)$$

满足约束条件  $k > 0, \sum_i k_i = 1$ 。本文利用文献[14]中提出的无约束迭代再加权最小二乘法 (IRLS) 算法对该问题进行求解。

2.2.3 多尺度的实现

对较大的模糊核,  $x$  和  $k$  要收敛到一个可靠解, 需要较多的迭代次数。为了减轻这个问题, 执行模糊核的多尺度估计, 利用图像金字塔从粗尺度到细尺度 (尺度因子选取为  $\sqrt{2}$ ) 逐层恢复。分层的级数由模糊核  $k$  的大小决定。一般选取粗尺度的最小模糊核尺寸为  $3 \times 3$ 。将估计出来的模糊核  $k$  和清晰图像的梯度图  $x$  进行上采样, 作为下一个细尺度的初始值。

2.3 基于 TV 正则化方法的图像复原

当模糊核  $k$  估计出来后, 采用非盲去卷积算法由全分辨率模糊图像  $g$  恢复出清晰图像  $f$ 。最简单的非盲去卷积算是 RL 算法, 但是 RL 算法有一个较大的缺点: 对模糊核很敏感, 一旦模糊核估计错误, 则 RL 算法恢复出来的图像会有严重的振铃效应。因此, 本文采用 TV 正则化方法对图像进行非盲去卷积, 并利用文献[12]提出的快速总变分图像复原算法求解模型。该算法不仅速度快, 而且经过较少的迭代就能达到收敛, 并对模糊核的较小误差具有鲁棒性。图像复原的 TV 正则化模型为

$$\min \frac{1}{2} \|f \otimes k - g\|_2^2 + \lambda \text{TV}(f) \quad (9)$$

其中:  $\lambda$  是正则化参数;  $\text{TV}(f) = \sum_i \sqrt{(\Delta_i^h f)^2 + (\Delta_i^v f)^2}$ ;  $\Delta_i^h, \Delta_i^v$  分别表示在像素  $i$  处的水平一阶差分算子和垂直一阶差分算子, 即  $\Delta_i^h = f_i - f_j, \Delta_i^v = f_i - f_k, f_j, f_k$  分别表示  $f_i$  左边和上边的一阶邻域像素灰度值。

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的可靠性, 文中所有实验均使用 Intel Core i5-2400 3.10 GHz 处理器, 运行平台为 MATLAB 2008a。

3.1 模糊核估计实验

为了验证本文方法估计模糊核的准确性, 本文进行了两组实验, 第一组实验对简单的均匀模糊核进行盲估计, 第二组实

验对复杂的非均匀模糊核进行盲估计。这两组实验都是用已知的模糊核卷积  $240 \times 256$  的清晰图像 Lena, 再加上均值为 0, 方差为 0.01 的高斯噪声产生模糊图像; 然后用本文方法、Krishnan 等人<sup>[10]</sup>方法和 Shan 等人<sup>[15]</sup>方法盲估计模糊核; 最后将估计的模糊核分别与真实的模糊核对比, 观察模糊核估计的准确性。实验结果如图 2 所示。图 2 分别对简单均匀模糊核和复杂非均匀模糊核进行了盲估计, 并且对比了 Shan 等人方法、Krishnan 等人方法和本文方法的处理结果。图 2(a) 为真实的简单均匀模糊核(大小为  $15 \times 15$ , 方向为  $45^\circ$  的运动模糊核)和由其产生的带噪模糊图像; (e) 为真实的复杂非均匀模糊核(大小为  $15 \times 15$ )和由其产生的带噪模糊图像; (b) 和(f) 分别为 Shan 等人方法盲估计的模糊核; (c) 和(g) 分别为 Krishnan 等人方法盲估计的模糊核; (d) 和(h) 分别为本文算法盲估计的模糊核。由结果图像可知, Shan 等人方法估计的模糊核不准确, 其中估计的复杂非均匀模糊核与真实的模糊核之间有较大的差异; Krishnan 等人方法和本文方法无论对简单的模糊核还是复杂的模糊核, 均可以准确估计, 但是本文方法相比于 Krishnan 等人方法更简单并且更高效。

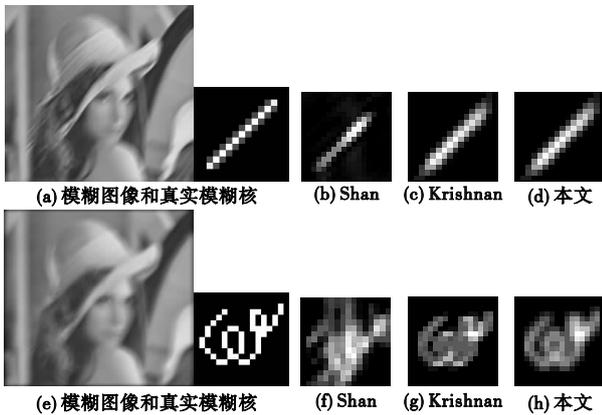


图2 模糊核盲估计的比较结果

### 3.2 盲去卷积实验

为了验证本文方法的实用性, 采用了四幅来自真实世界的模糊图像, 与 Shan 等人方法、Krishnan 等人方法进行对比实验, 实验结果如图 3、4 所示。

图 3 为 Shan 等人方法、Krishnan 等人方法和本文方法处理的结果图像。图 3(a) 为真实的模糊图像以及其方框指定的放大图像; (b) 和(c) 分别显示了 Krishnan 等人方法和本文方法的去模糊效果图及其部分放大图像。注意图 3(b) 的平坦区域出现了明显的振铃现象, 而本文方法使得平坦区域的振铃显著减少。图 3(d) 为使用 Shan 等人方法的去模糊效果图及其部分放大图像, 该方法丢失了部分图像细节。

图 4 展示了本文算法对含有噪声的图像也可以得到较好的恢复效果, 并且可以有效地抑制振铃。图 4(a) 为真实的含噪模糊图像; (b) 和(c) 分别显示了 Krishnan 等人方法和本文方法的盲去模糊结果。观察发现, 图 4(c) 中的振铃效应明显减少, 边缘轮廓更加鲜明。图 4(d) 为 Shan 等人方法的结果图, 该方法得到的图像过于光滑, 丢失了部分图像细节。

图 5、6 给出了 fish 和 cartoon 图像的处理结果。比较可知, Shan 等人方法的恢复结果较差, 丢失部分细节, 有振铃; Krishnan 等人方法与本文方法的处理结果图像差不多, 但本文方法能够恢复出更多的细节, 并且用时较短。表 1 给出了 Krishnan 等人方法与本文方法运算时间的比较。



图3 三种复原算法处理rabbit图像的比较结果

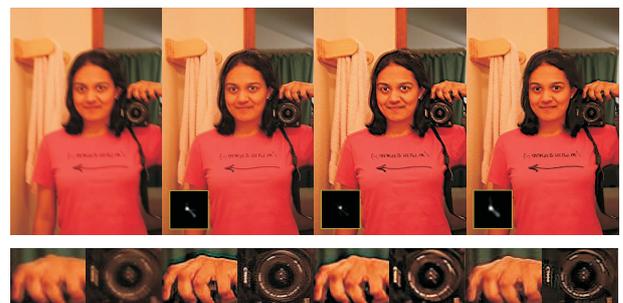


图4 三种复原算法处理girl图像的比较结果



图5 fish图像处理的比较结果

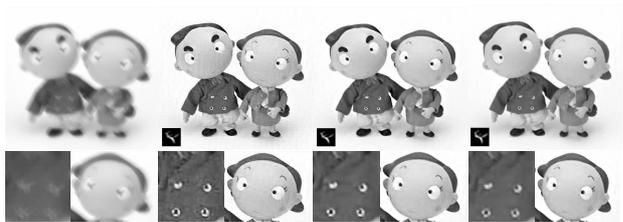


图6 cartoon图像处理的比较结果

表 1 Krishnan 等人方法与本文方法运算时间的比较

图像名称 及大小	运算时间/h	
	Krishnan 等人方法	本文方法
rabbit ( $360 \times 236 \times 3$ )	0.230	0.156
girl ( $610 \times 407 \times 3$ )	1.351	1.052
fishes ( $558 \times 858 \times 3$ )	1.050	0.875
cartoon ( $426 \times 450 \times 3$ )	0.334	0.260

实验结果表明, 本文方法不仅可以估计出准确的模糊核, 而且对噪声具有鲁棒性, 能恢复出更好的清晰图像。

## 4 结束语

本文采用正则化的方法解决了图像的盲去模糊问题。为了进一步提高模糊核估计的准确性, 引入了图像的预处理。经过预处理后, 无论对带噪模糊图像还是无噪模糊图像, 都能估计出准确的模糊核。在模糊核估计阶段, 采用多尺度的方法, 对较大的模糊核仍具有好的估计结果。根据估计出的模糊核, 利用 TV 正则化方法进行非盲去卷积, 增强了算法对噪声的鲁棒性。使用了模拟的模糊图像和真实场景模糊(下转第 611 页)

不均的图像中,字符的特征与背景之间的灰度差太小,在预处理后,候选区里字符连通分量无法完全提取,从而导致字符先验知识引入失败,所以在性能上会与投影法和区域法相当。这类情况在磨损严重的纸币上尤为明显,只有通过改进采集图像时的硬件环境来解决,以获得对比度均匀的图像。

表3 三种分割算法针对纸币污损情况的处理性能对比

污染噪声分类	总数	垂直投影分割法		连通区域分割法		本文算法	
		正确分割数量	准确率/%	正确分割数量	准确率/%	正确分割数量	准确率/%
有折痕	352	324	92.05	327	92.90	341	96.88
有污染	320	279	87.19	264	82.50	308	96.25
有粘连	337	285	88.93	277	82.20	329	96.56
亮度不均	310	275	88.71	277	89.35	282	90.96
有背景图案	347	283	81.56	295	87.58	274	94.12
无污损	362	359	99.17	357	98.61	360	99.45

## 5 结束语

本文提出了一种利用马尔可夫链预测纸币序列号先知的字符分割方法。依据纸币具备的特有模板,通过定义字符的排列状态,估计出相应分割的可能状态,并与传统的基于投影法和连通区域法相结合,找到字符的最优分割点。该方法不依赖于纸币序列号的精准定位过程,能直接在粗定位的序列号区域进行处理,抗干扰能力强。经反复的实验结果表明,对于纸币图像在采集过程中引入的污染、折痕、多余图案等噪声,本文算法的正确率明显优于常用的投影法和连通区域法,具有很好的抗干扰性。但对于亮度不均的图像,本次算法由于无法获得序列号字符的先知,最终的分割结果与投影法和区域法相当。本文算法另一个优点就是会在每次分割后给定一个后检概率,用来评价本次分割的最优性能,可以与字符识别的置信度相结合,进一步提高序列号的识别率。对于不同类型的纸币,由于其特有的字符排列规则,只需采用不同的转移概率,就可以进行快速移植,从而可以广泛地应用于不同币种序列号的识别场合,具有更广阔的应用前景。

(上接第599页)图像进行实验,证明了本文方法的有效性。不过本文方法针对噪声过大的模糊图像,恢复效果有所下降,需进一步研究改进。

### 参考文献:

- [1] 吴斌,吴亚东,张红英. 基于变分偏微分方程的图像复原技术[M]. 北京:北京大学出版社,2008.
- [2] 陈繁昌,沈建红. 图像处理与分析:变分、PDE、小波及随机方法[M]. 陈文斌,程晋,译. 北京:科学出版社,2011.
- [3] TIKHONOV A N, ARSENIN V Y, JOHN F. Solutions of ill-posed problems[M]. Washington DC: V H Winston & Sons, 1977.
- [4] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [5] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. *ACM Trans on Graphics*, 2006, 25(3): 787-794.
- [6] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]//Proc of NIPS. 2009.
- [7] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1988, 7(3): 370-375.
- [8] CAI Jian-feng, Ji Hui, LIU Chao-qiang, et al. Blind motion deblurring from a single image using sparse approximation[C]//Proc of IEEE

### 参考文献:

- [1] LI Wen-hong, TIAN Wen-juan, CAO Xi-yan, et al. Application of support vector machine (SVM) on serial number identification of RMB[C]//Proc of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. [S. l.]: IEEE Press, 2010: 6262-6266.
- [2] GAI Shan, LIU Peng, LIU Jia-feng, et al. The design of HMM-based banknote recognition system[C]//Proc of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. [S. l.]: IEEE Press, 2009: 106-110.
- [3] 苑玮琦,张昱. 纸币号码快速识别系统[J]. *计算机工程*, 2005, 31(24): 153-155.
- [4] HASSANPOUR H, PAYAM M F. Using hidden Markov models for paper currency recognition original[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(6): 10105-10111.
- [5] HE Ke-xue, PENG Shu-rong, LI Shu-tao. A classification method for the dirty factor of banknotes based on neural network with sine basis functions[C]//Proc of International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. [S. l.]: IEEE Press, 2008: 159-162.
- [6] GAO Qian, WANG Xin-nian, XIE Gong-fu. License plate recognition based on prior knowledge[C]//Proc of IEEE International Conference on Automation and Logistics. [S. l.]: IEEE Press, 2007: 2964-2968.
- [7] 李旭超,朱善安. 图像分割中的马尔可夫随机场方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(5): 789-798.
- [8] JIA Wen-jing, HE Xiang-jian, WU Qiang. Segmenting characters from license plate images with little prior knowledge[C]//Proc of International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. [S. l.]: IEEE Press, 2010: 220-226.
- [9] SUN Bai-qing, LI Ji-lu. The recognition of new and old banknotes based on SVM[J]. *Intelligent Information Technology Application*, 2008, 157(7): 95-98.
- [10] FRANC V, HLAVAC V. License plate character segmentation using hidden Markov chains[C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 3663. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 385-392.
- [11] Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009: 104-111.
- [9] CHO S, CHO H, TAI Y W, et al. Registration based non-uniform motion deblurring [J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(7): 2183-2192.
- [10] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011: 233-240.
- [11] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage thresholding algorithm for linear inverse problem [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [12] WANG Yi-lun, YANG Jun-feng, YIN Wo-tao, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(3): 248-272.
- [13] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//Proc of International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Press, 1998.
- [14] LEVIN A, FERGUS R, DURAND F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. *ACM Trans on Graphics*, 2007, 26(3): 70-72.
- [15] SHAN Qi, JIA Jia-ya, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *ACM Trans on Graphics*, 2008, 27(3): 73.